



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E
TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO

ÁLVARO AUGUSTO DAS MONTANHAS FARIAS

**COMPORTAMENTO MULTITEMPORAL DA DINÂMICA DA PAISAGEM EM ÁREA
DE BREJO DE ALTITUDE, NO MUNICÍPIO DE PESQUEIRA, AGRESTE DO
ESTADO DE PERNAMBUCO**

Recife

2020

ÁLVARO AUGUSTO DAS MONTANHAS FARIAS

**COMPORTAMENTO MULTITEMPORAL DA DINÂMICA DA PAISAGEM EM ÁREA
DE BREJO DE ALTITUDE, NO MUNICÍPIO DE PESQUEIRA, AGRESTE DO
ESTADO DE PERNAMBUCO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Área de concentração: Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Leijdane Maria Maciel de Oliveira.

Recife
2020

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

- F224c Farias, Álvaro Augusto das Montanhas.
Comportamento multitemporal da dinâmica da paisagem em área de brejo de altitude, no município de Pesqueira, Agreste do Estado de Pernambuco / Álvaro Augusto das Montanhas Farias. - 2020.
110 folhas, il., gráfs., tabs.
- Orientadora: Profa. Dra. Leidjane Maria Maciel de Oliveira.
- Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2020.
Inclui Referências.
1. Engenharia Cartográfica. 2. Índice de vegetação. 3. Multitemporal. 4. Antropização. 5. Semiárido. I. Oliveira, Leidjane Maria Maciel de (Orientadora). II. Título

UFPE

526.1 CDD (22. ed.)

BCTG/2020-169

ÁLVARO AUGUSTO DAS MONTANHAS FARIAS

**COMPORTAMENTO MULTITEMPORAL DA DINÂMICA DA PAISAGEM EM ÁREA
DE BREJO DE ALTITUDE, NO MUNICÍPIO DE PESQUEIRA, AGRESTE DO
ESTADO DE PERNAMBUCO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Aprovada em: 11/02/2020

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Leidjane Maria Maciel de Oliveira (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Josiclêda Domiciano Galvíncio (Examinadora Externa)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Diogo Francisco Borba Rodrigues (Examinador Externo)
Universidade Maurício de Nassau

À minha família,
Cláudia Rejane Leite das Montanhas
João Durval Farias
Raylla Sandelly das Montanhas Farias

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as energias que fluíram de maneira positiva, possibilitando que todos os fatores se encaminhassem para este momento, agradeço a Deus, pois sem Ele, nada disso teria sido possível.

Agradeço aos meus pais, Cláudia Rejane Leite das Montanhas de onde foram providos todos os esforços necessários para chegar até aqui e ao meu pai João Durval Farias, pela paciência e todas as conversas de apoio, que colaboraram significativamente na execução deste trabalho.

Agradeço a minha irmã de orientação, Jéssica Fernanda de Lima, parceria insubstituível na realização de diversos trabalhos, além de todo o apoio emocional e incentivo para conclusão desta dissertação.

Agradeço a minha orientadora, Prof^a. Dr^a. Leidjane Maria Maciel de Oliveira, por toda compreensão possível, esforço, incentivo, paciência, dedicação e tenacidade na organização e execução de todas as tarefas que foram determinantes para a concretização deste momento. Sua dedicação e assiduidade como professora me fizeram repensar os conceitos sobre a minha profissão, meus mais sinceros agradecimentos!

Agradeço a minha companheira Danielle Lins Lobo, parceira de longa data pelo apoio e paciência incontestáveis em meio as turbulências da Pós-Graduação, as sucessivas tentativas de ajudar com a organização das ideias contribuíram com o fechamento de mais uma etapa da minha vida.

Agradeço a minha sogra e Professora Mestre Patrícia Soares Lins pelas dicas e conversas a respeito da vida acadêmica, na qual dividimos as angústias para enfrentar essa jornada árdua, mas gratificante que é a conclusão do Mestrado, meu muito obrigado!

Agradeço ao meu amigo, Deniezio dos Santos Gomes, por toda força nas disciplinas de Geodésia e Estatística, suas contribuições fizeram toda diferença para chegar até aqui, essa jornada não teria sido a mesma sem você.

Agradeço a minha colega de pós-graduação Grenda Juara Alves Costa, pelas significativas colaborações na área de Sensoriamento Remoto, que determinaram o êxito desta pesquisa.

Agradeço com muito carinho, e com muita energia positiva para Elizabeth Galdino, secretária do Programa de Pós por toda ajuda prestada nesses dois anos do

Mestrado, palavras não seriam suficientes para agradecer tamanha consideração e prestação com todos nós alunos, que por vezes recorremos a Beth para resolver e quebrar muitos galhos, à você, meus sinceros agradecimentos!!

Agradeço ao meu amigo, Madan Manoel Ferreira pelo apoio e incentivo para enfrentar a caminhada do mestrado.

Agradeço aos meus amigos de trabalho, Jucelito Ramos de Oliveira, Geyldson Hallan Lima de Melo e Bruno Ricardo Trindade Santos pelo constante incentivo e entusiasmo, dividir essa caminhada com vocês, com certeza só rendeu estímulos para continuar estudando e me dedicando cada vez mais!

A todos vocês, meus sinceros agradecimentos. Esta conquista é nossa!

Pesqueira centenária
Meus parabéns pra você
Quero vaqueiro aboiando
Sirena forte apitando
E xucurús a dançar
Cem anos da minha amiga
Pesqueira desta cantiga
Pra ela vamos cantar
Falei com a Natureza
Pedi a ela beleza
Pra festa que vamos dar
O sol, a lua, o vento
Estrelas do firmamento
Chegaram para enfeitar
Poço do pesqueiro, Fazenda
Do Capitão-Mor, Capitão
Cavalo gordo, escravos
Um bom chicote na mão
Um dia chegou à Vila
Depois cidade ficou
Tão grande o seu progresso
Que o mundo inteiro abalou
Que o mundo inteiro abalou
Da linda serra ao lado
Eu faço um bolo enfeitado
Pra gente comemorar
Da chaminés faço as velas
As acender todas elas
Eu vejo o céu clarear
A padroeira presente
Sorrindo pra nossa gente
Um lindo quadro se ver
É o Cruzeiro se erguendo
Abrindo os braços e regendo

Os parabéns pra você
Venha Sinhá Dina
E traga Emilia Doceira
O Velho Carlos Maria
É Centenária Pesqueira
Venham a festa
Os nossos desbravadores
Os literatas, os artistas
Poetas, nossos valores
Venha Sinhá Dina
E traga Emilia Doceira

Pesqueira Centenária (Luiz Gonzaga, 1981)

RESUMO

O avanço do processo de urbanização tem promovido cada vez mais a ocupação de áreas sensíveis, principalmente por conta da ausência de um manejo mais adequado com essas áreas. Em regiões semiáridas o cenário é complexo, pois envolve a escassez de água e irregularidade pluviométrica, que pode atenuar o quadro de mudanças das paisagens naturais. O uso das geotecnologias tem possibilitado o monitoramento das mudanças, além da produção de um acervo rico de informação, com a utilização de parâmetros biofísicos, que envolvem modelos matemáticos aplicados a imagens de satélites e que resultam em mapas temáticos com dados relacionados a cobertura da superfície. Dentre os parâmetros utilizados neste trabalho estão o NDWI (Índice Normalizado por Diferença da Água) que resalta o delineamento dos corpos hídricos, o NDBI (Índice Normalizado por Diferença de Área Construída) que traz informações à respeito da área construída, o SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) que é um parâmetro que possui o fator de ajuste ao solo, muito utilizado nos estudos em regiões semiáridas, o Albedo que calcula o índice de reflexão da superfície e a Temperatura da Superfície (Tsup), que é responsável pela identificação das alterações do comportamento da temperatura, juntamente com a interpretação dos dados pluviométricos da área de estudo para correlacionar essas informações com os índices espectrais. Os parâmetros foram modelados a partir de imagens dos satélites TM Landsat 5 para os anos de 1991, 1998 e 2004, no OLI e TIRS Landsat 8, foram processadas imagens dos anos de 2013 e 2018. A finalidade deste estudo consiste em identificar e analisar as modificações que ocorreram nas paisagens naturais, com uso de índices espectrais, na microrregião do Vale do Ipojuca, agreste do Estado de Pernambuco. Os resultados apontaram para supressão vegetal que houve na área de estudo, com ressalva para o ano de 2004 e 2013 que apresentaram valores entre 0,619 e 0,731, respectivamente, para reflectância do SAVI, que ocorreram sobretudo, pela maior presença da biomassa vegetal, em virtude do volume de água na Barragem de Pão de Açúcar. Essas mudanças ocorreram em detrimento da sazonalidade do domínio fitogeográfico do tipo Caatinga e do avanço do processo de urbanização, que implica de forma direta na composição da cobertura vegetal e compromete o nível dos reservatórios, subsídio para diversas atividades econômicas praticadas na microrregião, interferindo diretamente na qualidade de vida da população residente nessas áreas. Os resultados mostraram que há uma variação

sazonal dos índices espectrais de acordo com o regime pluviométrico local, além das mudanças nas formas de uso e ocupação dos solos, que reflete diretamente na composição da cobertura vegetal, e que se relaciona diretamente com os índices de umidade e a Temperatura da Superfície.

Palavras-chave: Índice de vegetação. Multitemporal. Antropização. Semiárido.

ABSTRACT

The advancement of the urbanization process has increasingly promoted the occupation of sensitive areas, mainly due to the lack of more adequate management with these areas. In semi-arid regions the scenario is complex, as it involves water scarcity and rainfall irregularities, which can mitigate the changes in natural landscapes. The use of geotechnologies has enabled the monitoring of changes, in addition to the production of a rich collection of information, using biophysical parameters, which involve mathematical models applied to satellite images and which result in thematic maps with data related to surface coverage. Among the parameters used in this work are the NDWI (Normalized Difference Water Index) which highlights the outline of water bodies, the NDBI (Normalized Difference Built-up Index) that provides information about the built area, the SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) which is a parameter that has the soil adjustment factor, widely used in studies in semiarid regions, the Albedo that calculates the surface reflection index and the surface temperature (T_{sup}), which is responsible for identifying changes in the behavior of the temperature, together with the interpretation of the rainfall data of the study area to correlate this information with the spectral indices. The parameters were modeled from TM Landsat 5 satellite images for the years 1991, 1998 and 2004, in OLI and TIRS Landsat 8, images from the years 2013 and 2018 were processed. The purpose of this study is to identify and analyze the changes that occurred in natural landscapes, using spectral indices, in the micro region of Vale do Ipojuca, in the countryside of the State of Pernambuco. The results pointed to the vegetation suppression that occurred in the study area, with the exception for 2004 and 2013, which presented values between 0,619 and 0,731, respectively, for SAVI reflectance, which occurred mainly due to the greater presence of plant biomass, due to volume of water in the Pão de Açúcar dam. These changes occurred to the detriment of the seasonality of the Caatinga phytogeographic domain and the advancement of the urbanization process, which directly affects the composition of the vegetation cover and compromises the level of the reservoirs, a subsidy for various economic activities practiced in the micro-region, directly interfering in the quality of life of the population residing in these areas. The results showed that there is a seasonal variation of the spectral indices according to the local rainfall regime, in addition to changes in the forms of use and occupation of the soil, which directly reflects in the composition of the

vegetation cover, and which is directly related to the humidity indices. and the Surface Temperature.

Keywords: Vegetation index. Multitemporal. Anthropization. Semiarid.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Lançamento da série Landsat.....	26
Figura 2 - Localização geográfica da Microrregião do Vale do Ipojuca	37
Figura 3 - Mapa de caracterização da área de estudo	40
Figura 4 - Mapa de caracterização da vegetação da área de estudo.....	42
Figura 5 - Mapa de caracterização dos solos da área de estudo	43
Figura 6 - Esquema de representação para obtenção dos parâmetros biofísicos no TM Landsat 5	46
Figura 7 - Modelo utilizado para obtenção dos índices espectrais no QGis para TM Landsat 5	47
Figura 8 - Modelo utilizado para obtenção dos índices espectrais no QGis para OLI/TIRS Landsat 8.....	50
Figura 9 - Precipitação mensal do posto pluviométrico (18) localizado no município de Pesqueira-PE	55
Figura 10 - Precipitação mensal do posto pluviométrico (76) localizado no município de Poção-PE	56
Figura 11 - Mapa temático - NDWI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.	62
Figura 12 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018	63
Figura 13 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - NDBI.....	67
Figura 14 - Mapa Temático - NDBI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.	68
Figura 15 - Mapa Temático – SAVI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018	70
Figura 16 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - SAVI	72
Figura 17 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - Albedo da Superfície	75
Figura 18 - Mapa Temático – Albedo da Superfície da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.....	76

Figura 19 - Mapa Temático – Temperatura da Superfície da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.	79
Figura 20 - Correlação entre o SAVI e o NDWI dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco.....	83
Figura 21 - Correlação entre o SAVI e o NDBI dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco.....	85
Figura 22 - Relação entre o SAVI e Temperatura da Superfície dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco	87
Figura 23 - Localização do Perfil Longitudinal.....	89
Figura 24 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo	90
Figura 25 - Comportamento dos valores do NDWI no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo	91
Figura 26 - Comportamento dos valores da Temperatura da Superfície no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo	92

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Descrição do TM Landsat 5	27
Tabela 2 - Descrição do satélite OLI/TIRS Landsat 8	28
Tabela 3 - Informação utilizadas no calibramento das imagens Landsat TM 5, OLI e TIRS 8	44
Tabela 4 - Descrição das bandas do Mapeador Temático (TM) do Landsat 5 utilizadas neste trabalho, com os intervalos de comprimento de onda, coeficientes de calibração (radiância mínima-a; radiância máxima -b) e irradiâncias espectrais no topo da atmosfera (TOA).	45
Tabela 5 - Descrição das bandas utilizadas do satélite Landsat 8, sensor OLI e TIRS, com os correspondentes intervalos de comprimento de onda	49
Tabela 6 - Coeficientes de calibração para obtenção do albedo planetário nos satélites Landsat TM 5 e Landsat OLI 8	53
Tabela 7 - Períodos quentes (vermelho) e frios (azul) com base em um limiar de +/- 0.5°C para o Índice Oceânico do Niño (ONI)	57
Tabela 8 - Temperatura da Superfície do Mar (Oceano Atlântico) - Média mensal do mês de Dezembro dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018	58
Tabela 9 - Valores de reflectância considerando os intervalos para as classes no índice aplicado pela metodologia de McFeeters (1996)	60
Tabela 10 - Valores do NDWI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão	61
Tabela 11 - Valores do NDBI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão	65
Tabela 12 - Valores do SAVI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão	69
Tabela 13 - Valores do Albedo da Superfície (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão	74
Tabela 14 - Valores da Temperatura da Superfície (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão	79
Tabela 15 - r entre os índices espectrais dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 do município de Pesqueira – PE	84
Tabela 16 - R ² entre os índices espectrais dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 do município de Pesqueira, Pernambuco	86

LISTA DE SIGLAS

CONAMA	Conselho Nacional de Meio Ambiente
DN	Números digitais
DSA	Dia Sequencial do Ano
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ENOS	El Niño Oscilação Sul
ERTS	<i>Earth Resources Technological Satellite</i>
EUA	<i>United States of America</i>
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IV	Índice de Vegetação
LANDSAT	<i>Land Remote Sensing Satellite</i>
MCF	Mc Feeters
MSS	<i>Multispectral Scanner System</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NDBI	Índice De Construção Por Diferença Normalizada
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
NDWI	Índice de Diferença Normalizada da Água
OLI	<i>Operational Land Imager.</i>
ONI	Índice Oceânico do Niño
REM	Radiação Eletromagnética
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SR	Sensoriamento Remoto
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
TM	<i>Thematic Mapper</i>
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
UTM	Universo Transverso de Mercator

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	OBJETIVOS	21
1.1.1	Objetivo geral	21
1.1.2	Objetivos específicos.....	22
2	REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1	SENSORIAMENTO REMOTO (SR).....	23
2.1.1	Resoluções de satélites em análises multitemporais	24
2.1.2	TM Landsat 5 (<i>Thematic Mapper</i>).....	26
2.1.3	OLI e TIRS Landsat 8 (Operational Land Imager e Thermal Infrared Sensor)	27
2.2	ÍNDICES ESPECTRAIS	28
2.2.1	Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI)	29
2.2.2	Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI)	30
2.2.3	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)	30
2.2.4	Albedo da Superfície (α)	31
2.2.5	Temperatura da Superfície (T_{sup})	31
2.3	DEGRADAÇÃO AMBIENTAL EM ÁREAS DE CAATINGA	33
2.3.1	Sensoriamento Remoto no monitoramento da degradação do bioma Caatinga.....	35
2.3.2	Software de livre acesso QGis	36
2.4	MICRORREGIÃO DO VALE DO IPOJUCA.....	36
3	MATERIAL E MÉTODOS	39
3.1	ÁREA DE ESTUDO	39
3.1.1	Clima.....	40
3.1.2	Hidrografia	41
3.1.3	Vegetação	41
3.1.4	Solo.....	43
3.2	PROCESSAMENTO DAS IMAGENS.....	43
3.2.1	Detalhamento do processamento das imagens – TM Landsat 5	44
3.2.2	Detalhamento do processamento das imagens – OLI/TIRS Landsat 8.....	48
3.3	ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA DA ÁGUA (NDWI)	51

3.4	ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA PARA ÁREAS CONSTRUÍDAS (NDBI)	51
3.5	ÍNDICE DE VEGETAÇÃO AJUSTADO AO SOLO (SAVI)	52
3.6	ALBEDO DA SUPERFÍCIE (A).....	53
3.7	TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE (TSUP).....	54
3.8	DADOS PLUVIOMÉTRICOS.....	54
3.8.1	Monitoramento do ONI (Índice Oceânico do Niño).....	57
3.9	TRATAMENTO ESTATÍSTICO	58
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	59
4.1	ÍNDICES ESPECTRAIS	59
4.1.1	Índice por Diferença Normalizada da Água (NDWI).....	60
4.1.2	Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI)	65
4.1.3	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)	69
4.1.4	Albedo da Superfície (α)	73
4.1.5	Temperatura da Superfície (Ts).....	78
5	TRATAMENTO ESTATÍSTICO ENTRE O SAVI, NDBI E NDWI NA COMPOSIÇÃO DA PAISAGEM NO MUNICÍPIO DE PESQUEIRA – PERNAMBUCO	82
5.1	PERFIL LONGITUDINAL	88
6	CONCLUSÕES	94
	REFERÊNCIAS.....	96

1 INTRODUÇÃO

A expansão urbana é um fenômeno que afeta de forma direta a relação do homem com o meio em que ele vive, provocando transformações no espaço. Nos últimos anos, esse fenômeno global tem se dado de forma mais acelerada e pouco planejada (SILVA, 2019) promovendo a ocupação de áreas de vulnerabilidades ambiental, geomorfológica e social.

O uso do Sensoriamento Remoto (SR) tem se tornado cada vez mais comum em estudos relacionados ao comportamento da vegetação, as geotecnologias permitem a obtenção de informações que ajudam a compreender a evolução do quadro atual, a monitorar e a estimar a expansão das alterações no meio, através da coleta, armazenamento e análise dos dados (LIMA *et al.*, 2018).

Ainda, o Sensoriamento Remoto é eficiente, confiável e ágil nos estudos que envolvem diversos processos, tais como degradação da vegetação natural, fiscalização dos recursos florestais, desenvolvimento de políticas conservacionistas (RIBEIRO; SILVA e SILVA, 2016), contribuindo para a aquisição de informações a respeito da área estudada.

Os estudos com a utilização de Sensoriamento Remoto têm trazido contribuições importantes, no que cerne ao conhecimento sobre a dinâmica das paisagens, sobretudo, nas áreas com vegetação do tipo Caatinga. Silva e Galvínio (2012) afirmaram que conhecer as características da cobertura vegetal tem importância para compreensão de uma possível resposta deste bioma, às mudanças climáticas ou impactos advindos da retirada da cobertura vegetal.

Na última década foram desenvolvidos trabalhos envolvendo o uso de Índices espectrais no semiárido da região Nordeste do Brasil, (ZORGETTO e BOURSCHEIDT, 2018; BILAR; PIMENTEL e CERQUEIRA, 2018; LEITE *et al.*, 2017; RIBEIRO; SILVA e SILVA, 2016; ALVES *et al.*, 2014) que estudaram de modo espacial e temporal a variação do comportamento espectral da vegetação do tipo caatinga. Os índices espectrais usam dados digitais das reflectâncias espectrais da radiação eletromagnética, para monitorar e quantificar as condições das áreas vegetadas (OLIVEIRA, 2013).

Dentre os índices que normalmente são utilizados em análises temporais está Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI), que foi desenvolvido por McFeeters (1996) e que tem por objetivo delinear características presentes em ambientes

aquáticos e aprimorar corpos d'água, automatizando a distinção entre vegetação e solo terrestre, utilizando a faixa do verde para obter melhores resultados para água (LEITE *et al.*, 2017). Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI), utiliza valores mais altos para áreas construídas, trazendo informações a respeito da diferença de construção em uma escala temporal, calculado por Zha *et al.* (2003), atua na identificação de áreas urbanas.

Ainda entre os índices espectrais, Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), proposto por Huete (1988), possui a propriedade de inibir o efeito do brilho do solo em áreas de vegetação esparsa (SILVA *et al.*, 2016), ou seja, está alinhado para realização das análises da vegetação em regiões semiáridas.

O Albedo da superfície tem sido utilizado em estudos que propõe a avaliação ambiental em regiões semiáridas (MACHADO; GALVÍNCIO e OLIVEIRA, 2011; LEITE; BEZERRA e OLIVEIRA, 2019). E pode ser entendido como a razão entre toda a energia solar refletida e a quantidade de energia eletromagnética (PEREIRA *et al.*, 2007), constituindo uma fonte sólida de informações, uma vez que o Albedo é um parâmetro muito relevante, pois seu monitoramento global possibilita identificar importantes alterações que ocorrem em diversos biomas do planeta, resultantes de processos naturais e/ou antropogênicos (SANTOS *et al.*, 2016).

A Temperatura da Superfície (Tsup) permite a identificação das mudanças climáticas, e seu papel é essencial no balanço energético da superfície, resultando em uma visão mais ampla sobre a influência da temperatura no conforto térmico dos cidadãos (BEZERRA; MORAES e SOARES, 2018).

Para tanto, foram adquiridas e processadas imagens do sensor TM Landsat 5 dos anos de 1991, 1998 e 2004, nos sensores OLI e TIRS Landsat 8 foram processadas as imagens dos anos de 2013 e 2018, com uso do *software* de livre acesso QGis para elaboração dos mapas temáticos, e que também dispõe de ferramentas de modelagem matemática que colaboram com a análise da cobertura vegetal da área de estudo, tornando-a mais precisa.

O QGis tem se mostrado uma ferramenta com relevância em estudos que propõem análises da composição das paisagens naturais, uma vez que o *software* permite ao usuário uma análise eficiente, com baixo custo. Nos últimos anos o QGis foi bastante utilizado em trabalhos com uso de índices espectrais em áreas do bioma Caatinga (LEITE *et al.*, 2017; LIMA *et al.*, 2018; LEITE; BEZERRA e OLIVEIRA, 2019),

que resultaram na produção de informações sólidas no que se refere as condições e os estados de conservação da cobertura vegetal nas áreas estudadas.

Dessa maneira, esta pesquisa traz um conjunto de informações que resultaram da análise e combinação de índices espectrais que podem indicar as alterações que foram promovidas na área de interesse ao longo da variação temporal, juntamente com as implicações decorrentes deste processo de modificação das paisagens naturais. A utilização dos índices espectrais pode atuar no processo de monitoramento do estado de conservação da vegetação, e na análise das características do clima, a nível local, constituindo uma fonte com abundância de informações, que podem contribuir com o planejamento da expansão urbana, na microrregião.

O município de Pesqueira, assim como outras cidades do Agreste de Pernambuco, passou por um processo acelerado do crescimento urbano, que acarretou principalmente em uma maior demanda por habitação, recursos hídricos e terras cultiváveis. Essas transformações envolvem mudanças na cobertura vegetal em áreas de maior sensibilidade, acarretando principalmente no aumento do desconforto e da qualidade de vida das populações residentes nessas áreas.

Dessa forma, a metodologia adotada nesta pesquisa resultou na produção de mapas temáticos, que apontam principalmente para as modificações provocadas nas paisagens naturais, no que tange a cobertura vegetal, no microclima, que ocorreram em detrimento das atividades humanas. Contribuindo com estudos na área relacionada as mudanças ambientais em regiões marcadas pela sazonalidade da vegetação do tipo Caatinga.

1.1 OBJETIVOS

Nesta seção serão apresentados os objetivos geral e específicos que servirão como norteadores para o desenvolvimento deste estudo.

1.1.1 Objetivo geral

Avaliar a dinâmica da cobertura vegetal e do uso do solo ao longo da análise multitemporal ocorridas em área de brejo de altitude no município de Pesqueira, Pernambuco.

1.1.2 Objetivos específicos

- a) Analisar o comportamento espectral dos índices espectrais: NDWI, NDBI, SAVI, Albedo e Temperatura da Superfície a partir dos sensores TM, OLI/TIRS, em área de brejo de altitude no município de Pesqueira, Pernambuco.
- b) Utilizar regressão entre variáveis para identificar a relação presente entre os índices espectrais, SAVI, NDWI e NDBI.
- c) Avaliar a relação de dependência entre os índices espectrais SAVI, NDWI e NDBI, através da análise do coeficiente de correlação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Procurando dar suporte à pesquisa, nesta seção serão abordados temas teóricos e os conceitos que servirão como base para o desenvolvimento deste estudo, além de contribuir com a análise e compreensão na interpretação do tratamento dos dados.

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO (SR)

A utilização das técnicas de Sensoriamento Remoto (SR), que para Florenzano (2011), são entendidas como tecnologias que permitem obter imagens e outros tipos de dados da superfície terrestre, por meio da captação e do registro de energia refletida ou emitida pela superfície, remonta a um passado em que a tecnologia existente não era o suficiente para realização de levantamentos precisos das partes do globo terrestre, desde a primeira utilização em meados do século XIX.

Com o uso de fotografias aéreas para levantamentos topográficos o Sensoriamento Remoto evoluiu, principalmente no período da Segunda Guerra Mundial (FLORENZANO, 2011), que intensificou o desenvolvimento do uso de tecnologias cada vez mais eficazes, a partir do lançamento de satélites, o que possibilitou um conhecimento mais detalhado do território. No começo a observação da Terra era feita apenas por satélites meteorológicos ou por imagens capturadas por aviões. Com isso, a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), no final dos anos 60, começou o projeto Landsat (*Land Remote Sensing Satellite*).

Novo e Ponzoni (2001) afirmaram que o campo de Sensoriamento Remoto representa a convergência de conhecimento derivado de duas grandes linhas de pesquisa, de um lado a aerofotogrametria e do outro a fotointerpretação, seu avanço se deu devido principalmente à pesquisa espacial e os avanços tecnológicos.

O Brasil iniciou os investimentos na capacitação de profissionais e no desenvolvimento da infraestrutura que viabilizasse a aplicação de técnicas de Sensoriamento Remoto no final da década de 60. É nesta década onde foi dado início a uma nova era no Sensoriamento Remoto, a partir do lançamento pelos Estados Unidos, do primeiro satélite renomeado para Landsat 1 (Meneses *et al.*, 2012). Em

1973, o Brasil recebe as primeiras imagens orbitais MSS (*Multispectral Scanner System*), dos satélites da série Landsat.

Todo sensor possui uma abertura pela qual a Radiação Eletromagnética (REM), refletida ou emitida pelos objetos, passa em direção ao chamado “detetor”, que é o elemento que realmente “sente” a REM (NOVO e PONZONI, 2001). Entre o ponto da superfície observado e essa abertura no sensor será formado uma espécie de cone, também chamado de ângulo sólido, por onde irá trafegar a REM.

A Radiância medida por um sensor pode ser determinada para um intervalo específico de comprimentos de onda (região ou banda espectral). Um bom exemplo para explicar esse comportamento são as interações da radiação eletromagnética que ocorre com as nuvens (MENESES *et al.*, 2012). As radiações eletromagnéticas das ondas do visível e do infravermelho da luz solar, que são de comprimentos de 0,4 a 2,5 μm , possuem em média, tamanhos menores que o tamanho médio das moléculas de vapor de água que compõem uma nuvem, que é da ordem de 30 μm .

Devido a essa enorme diferença entre o tamanho das ondas do visível e do infravermelho, com o tamanho das moléculas de vapor de água das nuvens, a REM incidente nas nuvens é barrada por essas moléculas e refletida de volta ao espaço. Elas não conseguem atravessar a nuvem. Então, o sensor registrará a intensidade da reflectância da nuvem, formando uma imagem da nuvem e não dos objetos que estão sobre a superfície terrestre. Nesse sentido, o aprimoramento e expansão das técnicas de Sensoriamento Remoto é de suma importância para detecção das alterações promovidas na composição das paisagens naturais, levando-se em consideração os avanços tecnológicos de equipamentos, *softwares* e sistemas sensores de satélites orbitais cada vez mais aprimorados, transformando essas tecnologias em mecanismos economicamente viáveis para análises ambientais (OLIVEIRA, 2018).

2.1.1 Resoluções de satélites em análises multitemporais

O avanço das tecnologias de Sensoriamento Remoto e a maior disponibilidade de sistemas de sensores permitiu a expansão do leque de aplicações das imagens orbitais (RIBEIRO; FONSECA e KUX, 2011). De acordo com Souza *et al.* (2016) há vários tipos de dados digitais disponíveis, dentre eles, imagens orbitais com diferentes

resoluções espaciais, radiométricas, temporais e espectrais, obtidas por sensores voltados à aplicação em diferentes estudos e levantamentos.

Para Jensen (2009) a resolução espacial pode ser entendida como o número e a dimensão (tamanho) de intervalos de comprimentos de onda específicos (bandas) no espectro eletromagnético aos quais um instrumento de sensoriamento remoto é sensível. A resolução espacial está relacionada à capacidade do sensor em dividir ou resolver os elementos na superfície terrestre. Quanto melhor a resolução espacial, maior o nível de detalhe observado, segundo Jensen (2009) a resolução espacial também pode ser entendida como uma medida, da menor separação angular ou linear, entre dois objetos que pode ser determinada pelo sistema de Sensoriamento Remoto.

A resolução espectral pode ser definida pelo número de bandas espectrais de um sensor e pela largura do intervalo do comprimento de onda coberto por cada banda, nesse sentido quanto maior o número de bandas e menor a largura do intervalo, maior é a resolução espectral de um sensor.

Ainda em consonância com Jensen (2009), a alta resolução radiométrica geralmente aumenta a probabilidade de que os fenômenos sejam avaliados com maior exatidão pelas técnicas de Sensoriamento Remoto. Silva *et al.* (2016); Antunes; Debiasi e Siqueira (2013), ressaltaram a importância da utilização de imagens com resolução radiométrica elevada, pois permite a distribuição de uma gama de valores de radiância que chega ao sensor em uma faixa de níveis de cinza maior.

Meneses *et al.* (2012) afirmaram que a resolução temporal refere-se a periodicidade que o sensor revisita uma área e obtém imagens atualizadas ao longo de sua vida útil. A análise da paisagem é o conjunto de métodos e procedimentos técnico-analíticos que permitem conhecer e explicar a estrutura da paisagem, estudar suas propriedades, índices e parâmetros sobre a dinâmica, a história do desenvolvimento, os estados, os processos de formação e transformação da paisagem (RODRIGUEZ; SILVA e CAVALCANTI, 2007). Este período é compreendido entre uma análise e outra, sobre uma mesma superfície do terreno.

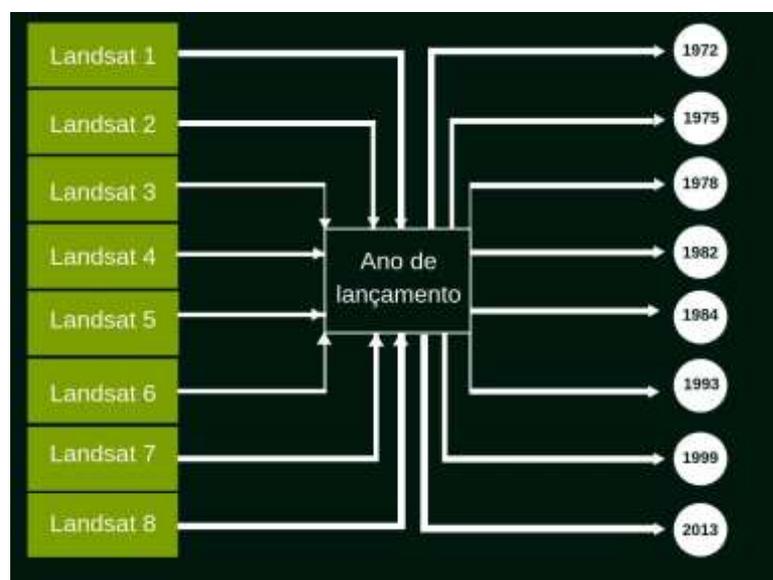
A vantagem da caracterização espectral de alvos por meio de imagens orbitais é que pode ser realizado em extensas áreas e com tempo reduzido para obtenção de resultados (MAGALHÃES e XAVIER, 2018), além de despontar como uma solução de baixo custo e ao mesmo tempo eficiente no monitoramento de áreas em situação de degradação ambiental.

A resolução espectral por sua vez, tem relação direta com a composição química, física e biológica, uma vez que ela é resultante de uma combinação entre fatores como umidade, relevo, vegetação, tipo de solo, presença ou não de corpo hídrico. Trabalhos com a utilização de resoluções espectrais baseiam-se na aquisição simultânea de dados espectrorradiométricos, no caso da análise da vegetação, a faixa espectral utilizada corresponde à radiação fotossinteticamente ativa (FERREIRA e FILHO, 2009).

2.1.2 TM Landsat 5 (*Thematic Mapper*)

A série Landsat (Figura 1), iniciou em 1972 com o lançamento do satélite ERTS-1 (*Earth Resources Technological Satellite*), também conhecido como Landsat 1. Teve sequência com o Landsat 2, 3, 4 e sobretudo com o Landsat 5 e 7. O principal objetivo do sistema Landsat foi o mapeamento multiespectral em alta resolução da superfície (EMBRAPA, 2013).

Figura 1 - Lançamento da série Landsat



Fonte: Adaptado de EMBRAPA (2013).

O satélite foi lançado em 1 de março de 1984, operante com inclinação de órbita equatorial à 705, apresentando resolução temporal de 16 dias e largura de área imageada de 185 km, a resolução geométrica das imagens nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 é de 30 m (isto é, cada pixel da imagem representa uma área no terreno de 0,09 ha), para a banda 6, a resolução é de 120 m (cada pixel representa 1,4 ha).

O sensor TM (*Thematic Mapper*) foi lançado a bordo dos satélites Landsat 4 e 5, possui separação espectral adequada (Tabela 1) para oferecer subsídios aos mapeamentos temáticos na área de recursos naturais (Embrapa, 2013). Essas informações são importantes para os usuários de dados orbitais, que convertem os números digitais das imagens em valores físicos como radiância e reflectância.

Tabela 1 - Descrição do TM Landsat 5

Bandas Espectrais	Resoluções			Área Imageada	Resolução Radiométrica
	Espectral	Espacial	Temporal		
(B1) Azul	0.45 - 0.52 μm				
(B2) Verde	0.52 - 0.60 μm				
(B3) Vermelho	0.63 - 069 μm				
(B4) Infravermelho Próximo	0.76 - 0.90 μm	30 m			
(B5) Infravermelho Médio	1.55 - 1.75 μm		16 dias	185 km	8 bits
(B6) Infravermelho Termal	10.4 - 12.5 μm	120 m			
(B7) Infravermelho Médio	2.08 - 2.35 μm	30 m			

Fonte: Adaptado de USGS (2019).

2.1.3 OLI e TIRS Landsat 8 (Operational Land Imager e Thermal Infrared Sensor)

O Landsat 8, lançado em 11 de janeiro de 2013, está em uma órbita Hélio-Síncrona a 705 km e com 98,2 graus de inclinação. Tal plataforma possui duas câmeras para imageamento terrestre, são elas: OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*). O sensor OLI possui nove bandas espectrais (Tabela 2) enquanto o sensor TIRS possui apenas duas, que são as bandas 10 e 11, que são úteis no fornecimento de temperaturas de superfície mais precisas (VALENTE, 2015). Ambos sensores possuem resolução radiométrica de 16 bits, e temporal de 16 dias, com tamanho aproximado da cena Landsat-8 de 170 km ao norte-sul por 183 km leste-oeste (TEIXEIRA, 2019).

O objetivo da missão do envio foi fornecer imagens de alta qualidade de toda a massa da Terra, além de, fornecer continuidade de dados do Landsat 4, 5 e 7 (OLIVEIRA, 2018).

Tabela 2 - Descrição do satélite OLI/TIRS Landsat 8

Sensor	Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Resolução Espacial (mxm)	
OLI (<i>Operational Land Imager</i>)	(B1) Costal	0,43-0,45	30	
	(B2) Azul	0,452-0,512		
	(B3) Verde	0,53-0,59		
	(B4) Vermelho	0,64-0,67		
	(B5) Infravermelho Próximo	0,85-0,88		
	(B6) Infravermelho Médio	1,566-1,651		
	(B7) Infravermelho Médio	2,097-2,349		
	(B8) Pancromática	0,50-0,68		15
	(B9) Cirrus	1,36-1,38		30
TIRS (<i>Thermal Infrared Sensor</i>)	(B10) Termal	10,60-11,19	100	
	(B11) Termal	11,50-12,51		

Fonte: Adaptado de USGS (2016).

2.2 ÍNDICES ESPECTRAIS

O estudo dos índices de vegetação teve grande destaque no início dos anos 70, seguindo-se até meados da década de 80 (BENÍCIO, 2018). Esses estudos são realizados a partir da aplicação de técnicas no processamento digital de imagens de satélite relacionado a vegetação. Nesse âmbito, existem trabalhos diversificados com base nos índices de vegetação, que visam principalmente o monitoramento da cobertura vegetal (GUEDES, 2016; RIBEIRO *et al.*, 2016; BILAR, PIMENTEL e CERQUEIRA, 2018; BEZERRA *et al.*, 2014 e CORREA, 2019).

Certos parâmetros biofísicos das plantas podem ser definidos espectralmente através de índices de vegetação, que são obtidos a partir de medidas radiométrica

sem unidades atribuídas (MARQUES, 2018). Esses índices podem ser utilizados de várias maneiras, pois são algoritmos relativamente simples e eficientes para avaliação do vigor vegetativo, das dinâmicas de crescimento ou da cobertura vegetal, entre outros (MARQUES, 2018).

Para analisar uma vegetação são necessários processamento de imagens de satélite, com o intuito de melhor extração dos alvos analisados. Dentro destes processamentos têm-se, como exemplo, processo de classificação automática de imagens, além dos índices de vegetação (MAGALHÃES; CARVALHO JÚNIOR e SANTOS, 2017). É importante salientar que na análise de uma determinada área, outros fatores devem ser levados em consideração no estudo dos resultados, pois estes valores devem estar contidos dentro de um certo padrão, pois existem diferenças entre os tipos de florestas, volume das massas de água e solo exposto (SZABÓ; GÁCSI e BALÁZS, 2016)

Os índices como EVI (Índice de Vegetação realçado) que é um índice espectral desenvolvido por Huete *et al.* (2002) como uma variação do NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), que pudesse promover a redução das influências atmosféricas e do solo de fundo do dossel no monitoramento da vegetação; o SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) capaz de minimizar a reflectância do solo, principalmente durante o período seco do ano (BILAR, PIMENTEL e CERQUEIRA, 2018), e o IAF (Índice de Área Foliar) o NDBI (Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas) o albedo, Temperatura de Superfície, NDWI (Índice de Diferença Normalizada da Água) e outros índices, para Mendonça (2019) o índice de vegetação mais utilizado é o NDVI.

Estas técnicas têm ajudado significativamente no estudo de áreas florestadas, em especial as que possuem fragmentos de vegetação, como também na análise do comportamento da vegetação em locais que sofrem constantes interferências antrópicas (OLIVEIRA, 2013).

2.2.1 Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI)

Com base na análise espectral de dados de Sensoriamento Remoto, a base física para extração de água é a onda eletromagnética característica da reflexão deste objeto (ZHOU *et al.*, 2018). O NDWI é um índice espectral bastante conhecido nas aplicações de geoprocessamento e estudos hídricos, há duas maneiras para calcular

o índice, que pode ser obtido através de Gao (1996) e a outra por McFeeters (1996) (PEREIRA *et al.*, 2018); a proposta de McFeeters (1996) é caracterizada pelo uso das respostas espectrais da luz verde e do Infravermelho Próximo através deste método é possível ressaltar as feições com água e minimizar as outras feições.

Os valores do NDWI variam de -1 para 1, o valor 0 (zero) foi definido por McFeeters (1996) como o limite, ou seja, para todo NDWI maior que 0 (zero) presença de água e NDWI menor que 0 (zero) não-água.

2.2.2 Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI)

Este índice espectral é largamente utilizado como um indicador da intensidade do desenvolvimento da malha urbana. Os resultados deste índice (NDBI), correlacionado com o NDVI e NDWI, provam que as mudanças no uso e cobertura do solo tem um papel significativo no aumento significativo das temperaturas da superfície (RASUL e IBRAHIM, 2017).

Os estudos com NDBI também acontecem associados aos estudos sobre a Temperatura da Superfície, uma vez que o processo de urbanização é um motor para formação de ilhas de calor. Este efeito indica a temperatura mais alta do ar e da superfície terrestre nas áreas urbanas, em comparação com a área rural circundante, gerada por altos níveis de emissão e energia próxima à superfície e a absorção de radiação solar de objetos no solo (GUHA *et al.*, 2018)

2.2.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)

Apesar do NDVI, proposto por Rouse (1973), ser o mais utilizado, foi constatado que esse índice não confirma ser bom indicador de biomassa de vegetação se o terreno tiver uma pobre cobertura de vegetação, como em áreas áridas e semiáridas (GUEDES, 2016). Portanto, o SAVI desenvolvido por Huete (1988) permite minimizar a influência da reflectância dos solos claros ou escuros (BILAR; PIMENTEL e CERQUEIRA, 2018), assim devido ao fator de ajustamento ao solo, é considerado o índice mais eficiente para estudos em áreas de vegetação do tipo Caatinga.

Após constatar que o solo tem uma influência notável na resposta espectral, sobretudo, em áreas com cobertura vegetal deficitária, adicionou-se a constante L à

equação do NDVI, originando a forma do SAVI (BEZERRA, 2019). Para vegetação com baixa intensidade utiliza o fator $L=1.0$, para vegetação com dossel intermediário usa-se $L=0.5$, para altas intensidades do dossel usa-se $L=0.25$ (MAGALHÃES; CARVALHO Jr. e SANTOS, 2017).

2.2.4 Albedo da Superfície (α)

O albedo, comumente dado em porcentagem, se caracteriza pela capacidade que os corpos têm de refletir a radiação solar que incide sobre eles e varia de acordo com a cor e a constituição do corpo (ALVES *et al.*, 2018). Sendo assim, o albedo da superfície é uma razão entre radiações de ondas curtas refletidas e incidentes, e varia em função da posição do sol e integração com o estado de desenvolvimento da planta, grau de cobertura do solo, umidade do solo e do ar e grau de cobertura de nuvens (OLIVEIRA *et al.*, 2010)

O efeito das mudanças na cobertura do solo (área vegetada para solo exposto) resulta nas mudanças dos diferentes componentes do balanço de massa e energia (CUNHA, 2018). É evidente que uma área com vegetação, em bom estado de conservação, poderia contribuir com o aumento da energia radiativa solar absorvida pela superfície da Terra, alterações nesse balanço de energia conduzem primeiramente a um aumento das taxas de resfriamento das áreas urbanas.

Para Alves *et al.* (2018) com a diminuição da cobertura vegetal, surgem grandes extensões de solo exposto, fato que contribui para mudar a refletância da superfície e é responsável pelo aumento do albedo. O trabalho de Pan e Li (2013), salientou que em regiões áridas com escassa precipitação e evaporação intensiva que levam o crescimento esparsa de vegetações e estruturas simples de grupos de plantas. Dado isto, a situação espectral da vegetação nessas regiões não tem valores aparentes de absorção e os picos de reflexão não são iguais às plantas em estado saudável.

2.2.5 Temperatura da Superfície (T_{sup})

O aumento desordenado da população urbana, a retirada da cobertura vegetal, a atividade humana aliada ao grande número de edificações e veículos em circulação,

superfícies asfaltadas e indústrias modificam significativamente o microclima urbano (ARAÚJO; SILVA e MACHADO, 2016). Toda essa análise, da Temperatura da Superfície (Tsup), é realizada a fim de verificar as áreas que formam “manchas de calor”, que são muitas vezes, dimensionadas em função dos usos da terra que sofreram alterações no transcorrer do tempo (PRINA e TRENTIN, 2016). Este parâmetro é obtido através da radiância espectral da banda 6 no TM Landsat 5 através da radiância espectral da banda 10 no TIRS Landsat 8.

Este crescimento de forma desordenada implica em um aumento na demanda de recursos naturais, uso do solo, que incidirá na cobertura vegetal, incluindo a diminuição exacerbada ou a falta total dessa vegetação.

Os estudos sobre Temperatura da Superfície aparecem associados com o uso do índice de vegetação NDBI, uma vez que há uma relação estreita entre áreas com solo nu ou área construída apresentam temperaturas mais altas, enquanto corpos d’água e áreas vegetadas têm temperaturas mais baixas (SONG *et al.*, 2014).

Coelho e Correa (2013); Barbosa, Dubreuil e Amorim (2017) salientaram a importância de considerar os valores de emissividade de uma superfície para evitar erros significativos na estimativa da temperatura da superfície. Para Callejas *et al.* (2011), a estimativa da Temperatura da Superfície permite estabelecer uma correlação entre diversos tipos de uso e ocupação do solo, o que viabiliza diversos estudos, em meso e micro escalas na área do meio ambiente, planejamento urbano, dentre outras.

O maior detalhamento dessas informações pode contribuir para ações efetivas junto ao planejamento e a gestão dos ambientes urbanos, no sentido de mitigar suas intensidades, com o propósito de amenizar o desconforto térmico para a população (AMORIM, 2018).

2.3 DEGRADAÇÃO AMBIENTAL EM ÁREAS DE CAATINGA

O território brasileiro apresenta uma enorme heterogeneidade biológica e geográfica, devido a essa pluralidade natural foi dividido em domínios morfoclimáticos, definidos a partir das características climáticas, botânicas, pedológicas, hidrológicas e fitogeográficas (AB'SÁBER, 2003). Originalmente, o bioma Caatinga recobria quase todo o semiárido nordestino o que evidencia sua importância como regulador hidroclimático, no semiárido do Brasil (ALMEIDA *et al.*, 2014)

O domínio Caatinga é um dos maiores e mais ricos domínios morfoclimáticos brasileiros, compreende uma área aproximada de 734.478 Km², seu território abrange partes dos estados de Alagoas, Pernambuco, Sergipe, Paraíba, Rio Grande do Norte, Ceará, Piauí, Bahia e pequena parte da região Sudeste (porção do estado de Minas Gerais), (BRASIL, 2010). Sua área corresponde a cerca de 54% da Região Nordeste e ocupa 11% do território nacional (ALVES *et al.*, 2009).

A Caatinga é uma mata seca, aberta, decidual, que se desenvolve em climas cujas estações de chuvas são bem marcadas e cujo volume anual de umidade está abaixo de 700 mm (AB'SABER, 2003).

Os contrastes físicos e climáticos condicionam o aparecimento de diferentes tipos de formações vegetais, muitas vezes formando mosaicos (GIULIETTI *et al.*, 2009), onde a formação vegetal predominante tem como característica comum a completa caducifolia (ANDRADE-LIMA, 1981). O xerofitismo também é característica desse bioma, é básico para a morfologia das espécies componentes. A maioria das folhas são pequenas, uma adaptação para reduzir a transpiração (ALVES *et al.*, 2009), desaparecendo no período de estiagem. Essa característica constituiu em um dos meios mais eficazes de autoproteção das plantas na falta de umidade do solo (OLIVEIRA, 2015).

A Caatinga apresenta uma forte irregularidade climática, apresentando os valores meteorológicos mais extremos do país: a mais forte insolação, a mais baixa nebulosidade, as mais altas médias térmicas entre 25° e 30° C, as mais elevadas taxas de evaporação e, sobretudo, os mais baixos índices pluviométricos, em torno de 500 a 700 mm anuais, com grande variabilidade espacial e temporal (REDDY, 1983; SAMPAIO, 2003).

O clima da região está intrinsecamente ligado à formação e variação dos outros elementos que compõem a paisagem. Estão adaptados ao clima a vegetação, o processo de formação do relevo e a formação dos solos.

A Caatinga sofre com as frequentes retiradas de madeira, que servem de lenha, estaca mourão, e com isso fazem desaparecer grandes manchas florestais secas (BRASIL, 2010), segundo o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2015) cerca de 45% da Caatinga já foi degradada. Apenas 8,4% de seu território é protegido em unidades de conservação federais e estaduais, sendo apenas 1,4% de proteção integral.

Apesar de ser o único bioma natural brasileiro inteiramente restrito ao território nacional, pouca atenção tem sido dada à conservação da diversificada e marcante paisagem de Caatinga (BEZERRA *et al.*, 2013). Crucial para a sobrevivência do homem nordestino, as florestas de Caatinga foram sempre consideradas, pela falta de conhecimento, pouco diversas, quase sem utilidade e, em alguns casos, um empecilho ao desenvolvimento da região (BRASIL, 2010).

Dantas *et al.* (2018) afirmaram que a vegetação de Caatinga é um dos componentes vegetacionais brasileiros frágeis, isso devido a baixa disponibilidade de hídrica que é uma das causas da pobreza do solo. A retirada da cobertura vegetal original do solo do bioma Caatinga é um dos principais indicadores do processo de degradação e desertificação da região, já a presença da monocultura canvieira na Mata Atlântica causou sua quase totalidade, isso ainda no período colonial e que tem seguimento até hoje (SILVA *et al.*, 2018).

Com o desenvolvimento das técnicas que aumentaram a capacidade produtiva do homem, este passou a moldar o mundo natural aos seus interesses, foi visto que a capacidade humana de transformar recursos naturais em valores de troca adquire grande aceleração após a revolução industrial (BURSZTYN, 2013), que intensificou o êxodo rural, promoveu um intenso crescimento da malha urbana nas cidades industriais, além do crescimento populacional.

A diminuição na qualidade de vida da população está diretamente associada com a degradação ambiental e as relações econômicas que aprofundam as discussões entre meio ambiente e desenvolvimento econômico para Deluiz e Novicki (2017) o que se discute é até que ponto os recursos naturais e a humanidade suportarão o modelo hegemônico de produção, trabalho e consumo.

Para Lima *et al.* (2018) o processo de ocupação das áreas dos biomas brasileiros acentuou-se nos últimos anos, e tem sido marcado pelo desmatamento intenso, degradação dos recursos naturais e conflitos sociais. Ações como a construção de estradas, o desmatamento, exploração agrícola, crescimento urbano, crescimento populacional, extrativismo vegetal, são ações que tem impacto direto no processo de conservação das áreas sensíveis, prejudicando sua manutenção.

2.3.1 Sensoriamento Remoto no monitoramento da degradação do bioma Caatinga

Em regiões semiáridas, o desafio de identificar áreas que tiveram cobertura vegetal substituídas por solo exposto é potencializado, causado principalmente pela sazonalidade na disponibilidade hídrica, que afeta o aspecto vegetal diretamente, já que ocorre uma perda de folhas acentuada no período de estresse hídrico (SILVA e CRUZ, 2018). Este fato torna as análises ainda mais complexas, uma vez que a resposta espectral da vegetação tipo Caatinga pode ser confundida com afloramento rochoso e solo exposto, nesse sentido é necessário que haja análises com uso de imagens múltiplas datas ao longo do ano, com a finalidade de constatar essas alterações e identificar os tipos de Caatinga, como afirmaram Silva e Cruz (2018).

Diversos trabalhos destacaram a importância da utilização do Sensoriamento Remoto em áreas com vegetação do tipo caatinga (Santos *et al.*, 2018; Alves *et al.*, 2014), esses estudos constituem trazem uma gama de informações a respeito da cobertura vegetal, que podem contribuir no processo de planejamento urbano, compatibilizando as atividades econômicas com a conservação dos recursos naturais.

Mudanças na cobertura vegetal sem planejamento e sem manejo adequado dos recursos naturais podem ter efeitos negativos sobre o ecossistema, como afirmaram Magalhães *et al.* (2018). O uso de forma imprópria e insustentável provocou um avanço no processo de degradação ambiental na região semiárida, dentre os quais se destacam: as práticas agrícolas inadequadas, desmatamentos, a infertilidade e a compactação do solo, os processos erosivos e a salinização de algumas áreas (BRASILEIRO, 2009).

O avanço, a multiplicação dos núcleos urbanos, juntamente com o crescimento populacional de forma desordenada corroborou para acelerar o desmatamento da vegetação nativa, que atua como mecanismo fundamental para equilíbrio térmico.

Com o objetivo de obter informações sobre o estado da vegetação, diversos autores têm utilizado índices de vegetação para avaliar as condições biofísicas através de imagens de Sensoriamento Remoto (FERREIRA *et al.*, 2012; PEREIRA *et al.*, 2018; BEZERRA *et al.*, 2018)

2.3.2 Software de livre acesso QGis

O *Quantum GIS*, ou QGis como é chamado hoje, é um *software* de código aberto fundado por Gary e Sherman, no ano de 2002 (MALIQI; PENEV e KELMENDI, 2017). O QGis é utilizado em diversos trabalhos que propõe a análise das condições da cobertura vegetal e dos corpos hídricos (LEITE; BEZERRA e OLIVEIRA, 2019; BEZERRA *et al.*, 2018), monitoramento do processo de expansão da malha urbana e estudos sobre o clima urbano (MACAROF e STATESCU, 2017), dentre outras aplicações.

O *software* também dispõe de ferramentas como modeladores matemáticos, que atuam no cálculo das radiâncias e reflectâncias das imagens orbitais, além de compositores de impressões, produzindo mapas temáticos que auxiliam no entendimento da dinâmica das paisagens naturais. Por ser um *software* de livre acesso, permite ao usuário uma análise precisa e de baixo custo, o programa é de multiplataforma, podendo ser utilizado em qualquer sistema operacional.

Nas atividades acadêmicas, tanto no ensino como na pesquisa, o *software* de livre acesso QGis é utilizado como programa oficial para realização da análise espacial dos dados em um Sistema de Informação Geográfica (SIG), como afirmaram Hoffmann *et al.* (2018). Em geral, o *software* possui uma metodologia rica para criação, interpretação, visualização e análise de dados geoespaciais.

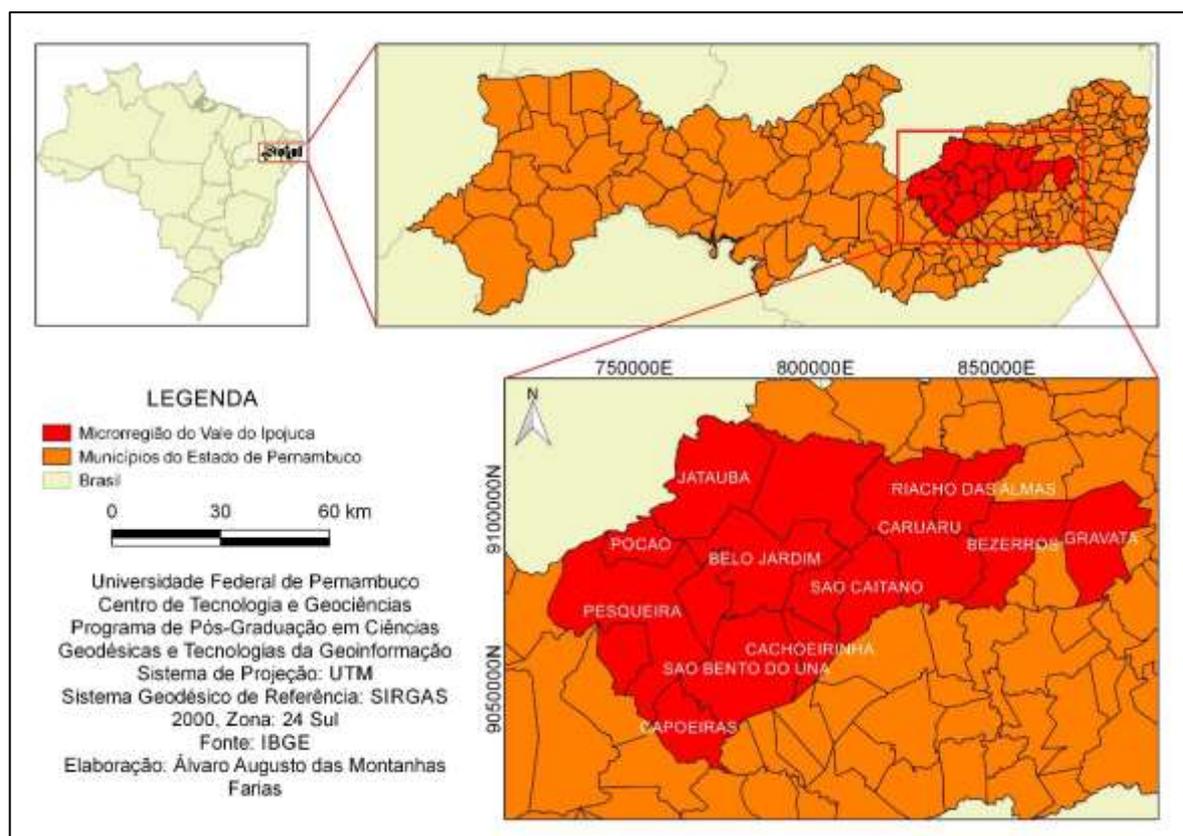
2.4 MICRORREGIÃO DO VALE DO IPOJUCA

As regiões definem um território, um conjunto de municípios, que guardam semelhanças quanto à cultura, raízes históricas, arranjos produtivos, aspectos geográficos e políticos (MACIEL, 2006). No caso das microrregiões, estas partem do resultado da estratégia de planejamento dos governos estaduais, com foco no desenvolvimento local e regional.

A proposta de regionalização do Estado de Pernambuco, que resultou na criação das 19 microrregiões (Araípe, Salgueiro, Pajeú, Moxotó, Ipanema, Petrolina, Itaparica, Garanhuns, Ipojuca, Brejo, Alto Capibaribe, Médio Capibaribe, Mata Setentrional, Vitória, Santo Antão, Mata Meridional, Recife, Suape, Itamaracá e Fernando de Noronha), data do ano de 1988 visa atender a definição de prioridades, integração de políticas públicas e alocação de recursos para essas regiões (MACIEL, 2006).

Situada no Agreste Pernambucano, a microrregião do Vale do Ipojuca (Figura 2), segundo os novos critérios de regionalização proposto pelo IBGE, consta de 16 municípios: Brejo da Madre de Deus, Riacho das Almas, São Caetano, Belo Jardim, Bezerros, Cachoeirinha, Caruaru, Jataúba, Alagoinha, Tacaimbó, Gravatá, Sanharó, Poção, São Bento do Una, Pesqueira e Capoeiras (BRASIL, 1998).

Figura 2 - Localização geográfica da Microrregião do Vale do Ipojuca



Fonte: O Autor (2020).

No que tange a distribuição da população, de acordo com os dados censitários do IBGE (2014), a Microrregião do Vale do Ipojuca apresenta taxas elevadas de concentração da população nos espaços urbanos, no ano de 2000, 72% da população

vivia na área urbana e apenas 28% na zona rural, os dados para 2010 apontam para esse crescimento expressivo e constante, em que 79% da população passou a viver nas cidades, diminuindo ainda mais a concentração populacional na zona rural.

O Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), que é um indicador que observa a expectativa de vida, acesso à educação e o padrão de vida ou renda da população aponta que na microrregião os índices de desenvolvimento não atingem o patamar “alto” (de 0,700 a 0,799), situando-se apenas entre o “médio” (de 0,600 a 0,699) e o “baixo” (de 0,500 a 0,599) (SILVA *et al.*, 2015), com destaque para os municípios de Caruaru, Gravatá, Belo Jardim e Pesqueira que detém os índices mais elevados da região (0,677; 0,634; 0,629 e 0,610).

O Vale do Ipojuca é, das microrregiões agrestinas, a que possui uma estrutura urbana mais consolidada, com um razoável dinamismo no setor industrial e comercial, destacando-se no setor industrial, as empresas de confecções e alimentos (BRASIL, 1998).

3 MATERIAL E MÉTODOS

Nesta seção serão demonstrados os procedimentos metodológicos utilizados neste estudo, que serviram como os meios necessários e alicerçaram a obtenção dos resultados.

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está situada na mesorregião do Agreste de Pernambuco e na microrregião do Vale do Ipojuca, onde estão inseridos os municípios de Caruaru, Gravatá, Pesqueira, Bezerros, Belo Jardim, Sanharó, Jataúba, São Bento do Una, São Caetano, Cachoeirinha, Riacho das Almas, Brejo da Madre de Deus, Tacaimbó, Capoeiras, Alagoinha e Poção (BRASIL, 2005), como mostra a Figura 3.

A área de interesse dessa pesquisa está localizada no município de Pesqueira marcada pelo retângulo azul, Figura 3, que limita-se ao norte com o Estado da Paraíba e Poção, a sul com Venturosa e Alagoinha, a leste com Sanharó, Capoeiras, São Bento do Una e Belo Jardim, e a oeste com Arcoverde e Pedra (BRASIL, 2005). A área municipal ocupa 1031,6 km² e representa 1.05% do Estado de Pernambuco, está compreendida entre as coordenadas 8° 21' 28" de latitude Sul e 36° 41' 47" de longitude Oeste.

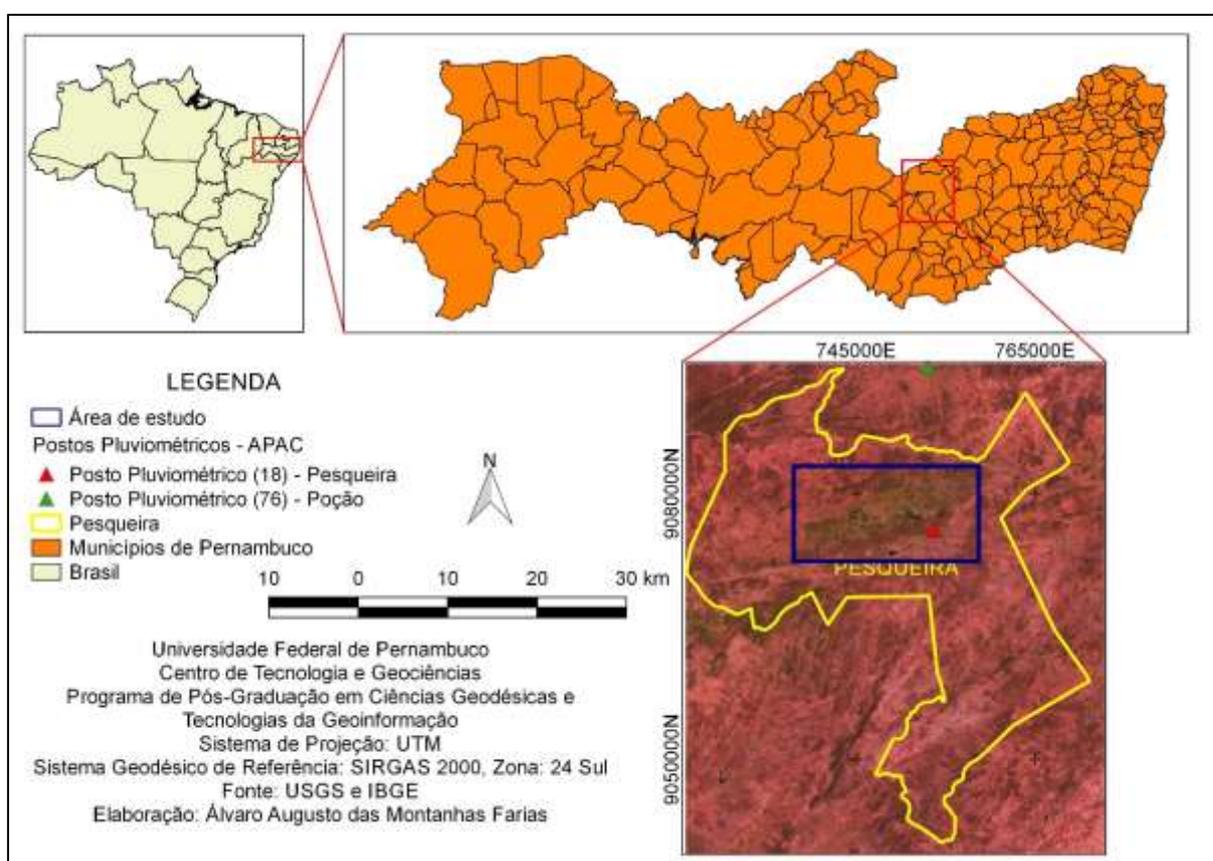
O município compreende terras com áreas mais elevadas, conseqüentemente mais expostas aos ventos, onde nota-se a ocorrência de ecossistemas diferentes dos encontrados nas áreas mais baixas. Essas áreas de maior elevação são denominadas brejos de altitude, onde se pode encontrar a presença de florestas serranas (SALGUEIRO, 2005).

Os postos pluviométricos escolhidos localizam-se em municípios diferentes, Figura 3, a razão desta escolha se deu pela ausência de postos pluviométricos em estado de funcionamento pleno nos anos estudados, o município de Pesqueira detinha 8 postos sob responsabilidade da SUDENE (Superintendência de Desenvolvimento do Nordeste), pela Condepe – Fidem (Agência Estadual de Planejamento e Pesquisas de Pernambuco), que foram desativadas ao longo do tempo e não constando com dados para dar suporte a pesquisa sobre a área de estudo. Sendo assim, foram escolhidos dois postos que ficam entre a Serra do

Ororubá, para dar suporte nas análises dos índices espectrais dessa área contida na Microrregião do Vale do Ipojuca.

No período compreendido na análise multitemporal a microrregião do Vale do Ipojuca apresentou significativo crescimento populacional, em média 8,4% no intervalo de 10 em 10 anos a partir do ano da década de 90 (BRASIL, 2017), crescimento muito próximo com a média do estado de Pernambuco, que teve um aumento de 9,3% no mesmo período. A população total da área de estudo e 1990 era de aproximadamente 663.807 mil e de acordo com a estimativa do IBGE para 2019, passou a ser de 940.713 mil habitantes.

Figura 3 - Mapa de caracterização da área de estudo



Fonte: O Autor (2020).

3.1.1 Clima

O clima da área de estudo é Tropical semiárido muito quente tipo estepe, segundo a classificação de Köppen (BLACKBURN; MONTENEGRO e MONTENEGRO, 2002), a estação chuvosa se inicia em janeiro/fevereiro com término em setembro, podendo se adiantar até outubro. Para Menezes *et al.* (2013), a

precipitação média anual é de 607 mm, a temperatura média é de 23° C e a evapotranspiração potencial é de cerca de 2.000 mm por ano.

Para Silva *et al.* (2015), um fator que pode interferir no regime de chuvas da região é a presença de unidades geoambientais, principalmente o Planalto da Borborema e a altimetria resultará em precipitações mais baixas na região.

3.1.2 Hidrografia

Os domínios hidrográficos da região compreendem a bacia do Rio Capibaribe e Ipojuca, Una, Ipanema e parte do rio Sirinhaém. O padrão de drenagem dos cursos de água é dentitríca (SILVA *et al.*, 2015), que normalmente ocorre quando a geologia local apresenta um padrão de rochas uniformes mais resistentes aos processos erosivos.

A área está inserida na microrregião do Vale do Ipojuca, o rio Ipojuca cobre uma superfície de 3.433,58 km, correspondendo a 3,49% do total do Estado de Pernambuco, e seu perímetro é de 749,6 km. Na área da bacia estão parcialmente inseridos os espaços territoriais de 24 municípios, dos quais 12 possuem suas sedes nela incluídas (SILVA; NÓBREGA e GALVÍNCIO, 2009).

Os municípios com maiores áreas pertencentes a essa bacia hidrográfica são Pesqueira (606,79 km²), Caruaru (387,62 km²), São Caetano (267,37km²) e Sanharó (235,45 km²) (PERNAMBUCO, 2005).

Os principais tributários são: o Rio Ipojuca, além dos riachos dos Pebas, Cana-Brava, do Boi, Santana, Gravatá, Ceguinha, da Atravessada, do Guerra, Quebra-roça, do Balsamo, Baraúnas, Liberal, Papagaio, do Belo e Salobro (BRASIL, 2005). O município de Pesqueira tem cerca de 17,42% do seu território inserido na bacia hidrográfica do Ipojuca (PERNAMBUCO, 2019).

Devido ao clima predominantemente Tropical Semiárido na maior parte da região Nordeste, os rios que nascem nesta localidade têm regime de escoamento intermitente. A precipitação anual varia de 500 mm a 2140 mm ao longo da bacia.

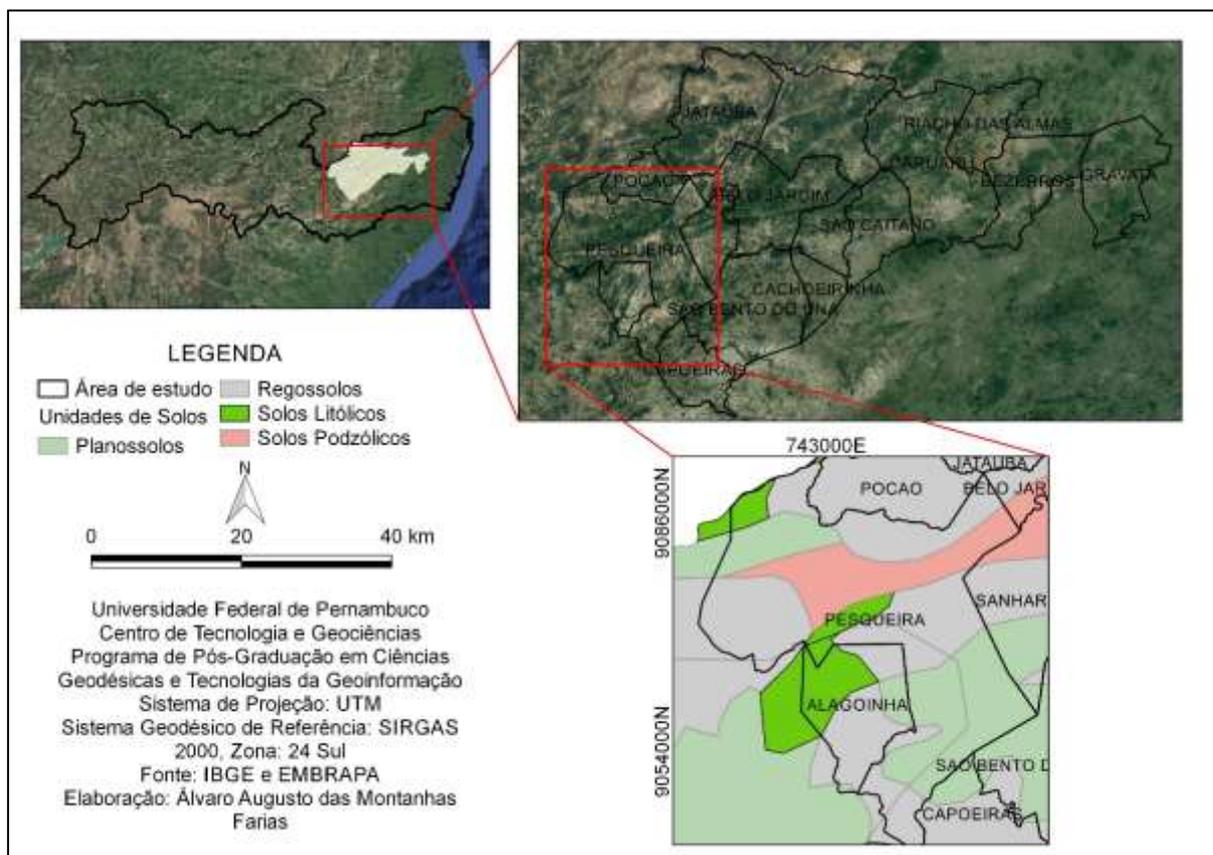
3.1.3 Vegetação

A vegetação da área de estudo é composta basicamente por Caatinga hiperxerófila (CARVALHO *et al.*, 2011). De acordo com Silva e Corrêa (2007) a floresta

3.1.4 Solo

De acordo com Menezes *et al.* (2012), na região semiárida do Nordeste brasileiro predominam os solos rasos, que tendem a saturar na chuva e ressecar facilmente nos períodos de estiagem, os solos da área de estudo em geral se enquadram na associação de Litólicos Eutróficos com o horizonte A fraco, textura arenosa e/ou média pedregosa e Podzólico vermelho (BARBOSA *et al.*, 1989). Para Brasil (2005) nas superfícies suave onduladas ocorrem os planossolos, medianamente profundos, fortemente drenados, ácidos a moderadamente ácidos e fertilidade natural média (Figura 5).

Figura 5 - Mapa de caracterização dos solos da área de estudo



Fonte: O Autor (2020).

3.2 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Para a realização do presente estudo serão utilizadas imagens dos satélites Landsat 5, sensor *Thematic Mapper* (TM) e do Landsat 8, sensor *Operational Land*

Imager (OLI), ambos com a resolução espacial de 30 metros, adquiridas de forma gratuita pelo portal *Earth Explorer* da *United States Geological Survey* (USGS). Os dados das imagens podem ser observados na Tabela 3. Para a seleção desses produtos foi levado em critério a menor presença de nuvens para o período. A realização do processamento das imagens e a elaboração dos produtos cartográficos foram realizadas no *software* de livre acesso QGIS, versão 2.14.18.

Tabela 3 - Informação utilizadas no calibramento das imagens Landsat TM 5, OLI e TIRS 8

Data	Órbita	Ponto	Sensor	Ângulo de elevação do sol	Distância Terra-Sol
14/12/1991				52.79952388	0.9843433
01/12/1998			TM	57.74140237	0.9860338
17/12/2004	215	66		51.01017082	0.9840099
10/12/2013			OLI e TIRS	61.28353743	0.9847638
08/12/2018				61.25231004	0.9850567

Fonte: O Autor (2019).

O processamento dos parâmetros Albedo e Temperatura da Superfície utilizaram os valores dos pixels disponíveis no Modelo Digital de Elevação (MDE), cena 08_375, do projeto TOPODATA, no site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), disponível em <http://www.dsr.inpe.br/topodata>.

3.2.1 Detalhamento do processamento das imagens – TM Landsat 5

Para determinar a radiância deve-se converter os números digitais de cada pixel em radiâncias espectrais de cada banda ($L_{\lambda i}$), isto decorre de sensores que medem as radiâncias espectrais emitidas e refletidas pelos alvos e armazena-os em formato digital. Portanto, para converter os números digitais (DN) de cada pixel em radiância espectral, usam-se os correspondentes coeficientes de calibração para cada banda, como pode ser observado na tabela 4. As radiâncias representam a energia solar refletida por cada pixel, por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido e de comprimento de onda, medida no sensor TM do satélite Landsat 5 nos canais 1, 2, 3,

4, 5, e 7. O valor de ($L_{\lambda i}$) foi obtido pela Equação a seguir, proposta por Markham e Baker (1987):

$$L_{\lambda i} = a_i \left(\frac{b_i - a_i}{255} \right) ND \quad (1)$$

em que, DN é o número digital, a é a radiância máxima, b representa a radiância mínima e i, o número da banda do sensor Landsat 5.

Tabela 4 - Descrição das bandas do Mapeador Temático (TM) do Landsat 5 utilizadas neste trabalho, com os intervalos de comprimento de onda, coeficientes de calibração (radiância mínima – a; radiância máxima – b) e irradiancias espectrais no topo da atmosfera (TOA).

Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Coeficientes de Calibração ($\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$)			Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera ($\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}$)
		a (desde 1984)	b (01/03/1984) a (04/05/2003)	b (05/05/2003) a (01/04/2007)	
2 (Verde)	0,52-0,60	-2,84	296,81	365,0	1826
3 (Vermelho)	0,63-0,69	-1,17	204,30	264,0	1554
4 (Infravermelho Próximo)	0,76-0,79	-1,51	206,20	221,0	1036
5 (Infravermelho Médio)	1,567-1,784	-0,37	27,19	27,19	220
6 (Infravermelho Termal)	10,450-12,420	1,2378	15,303	15,303	-
7 (Infravermelho Médio)	2,097-2,349	-0,15	14,38	16,5	83,44

Fonte: Adaptado Chander e Markham (2003)

O cálculo da reflectância monocromática de cada banda ($\rho_{\lambda i}$) do TM Landsat 5 correspondem à pela razão entre o fluxo de radiação solar refletida por cada banda e o fluxo de radiação solar incidente, sendo obtida por Allen *et al.* (2002). Para uma superfície que apresenta reflectância hemisférica, a radiação espectral deve ser integrada hemisfericamente, o que corresponde multiplicar a radiância espectral ($L_{\lambda i}$) por π

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} \cdot \cos Z \cdot d_r} \quad (2)$$

em que $\rho\lambda_i$ é a reflectância monocromática de cada banda, $L\lambda_i$ a radiância espectral de cada banda, $K\lambda_i$ é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera, d_r é o quadrado da distância relativa Terra-Sol e Z é o ângulo zenital solar encontrado através da equação representada abaixo e o d_r irá variar de acordo com o dia sequencial do ano, calculada através da equação definida por Duffie & Beckman, (1980).

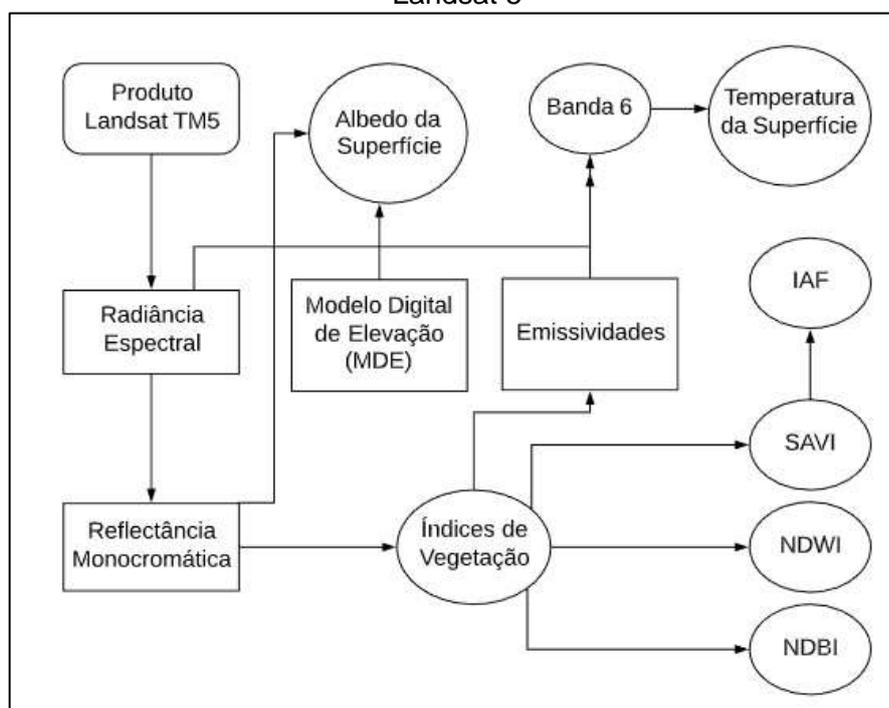
$$d_r = 1 + 0,33 \cos\left(\frac{DSA \cdot 2\pi}{365}\right) \quad (3)$$

$$\cos Z = \cos\left(\frac{\pi}{2} - E\right) \quad (4)$$

em que E é o ângulo de inclinação do sol e DSA o dia sequencial do ano, na Figura 6 é possível observar o esquema de calibração das imagens para obtenção dos parâmetros biofísicos que serão utilizados neste trabalho.

No esquema ilustrado na Figura 6, observam-se os dados de entrada como as imagens TM Landsat 5, adquiridas gratuitamente no site da USGS, para que sejam processadas as radiâncias e reflectâncias das respectivas bandas, com exceção da banda 6, que corresponde a banda termal, em que apenas o cálculo da radiância é realizado.

Figura 6 - Esquema de representação para obtenção dos parâmetros biofísicos no TM Landsat 5



Fonte: O Autor (2020).

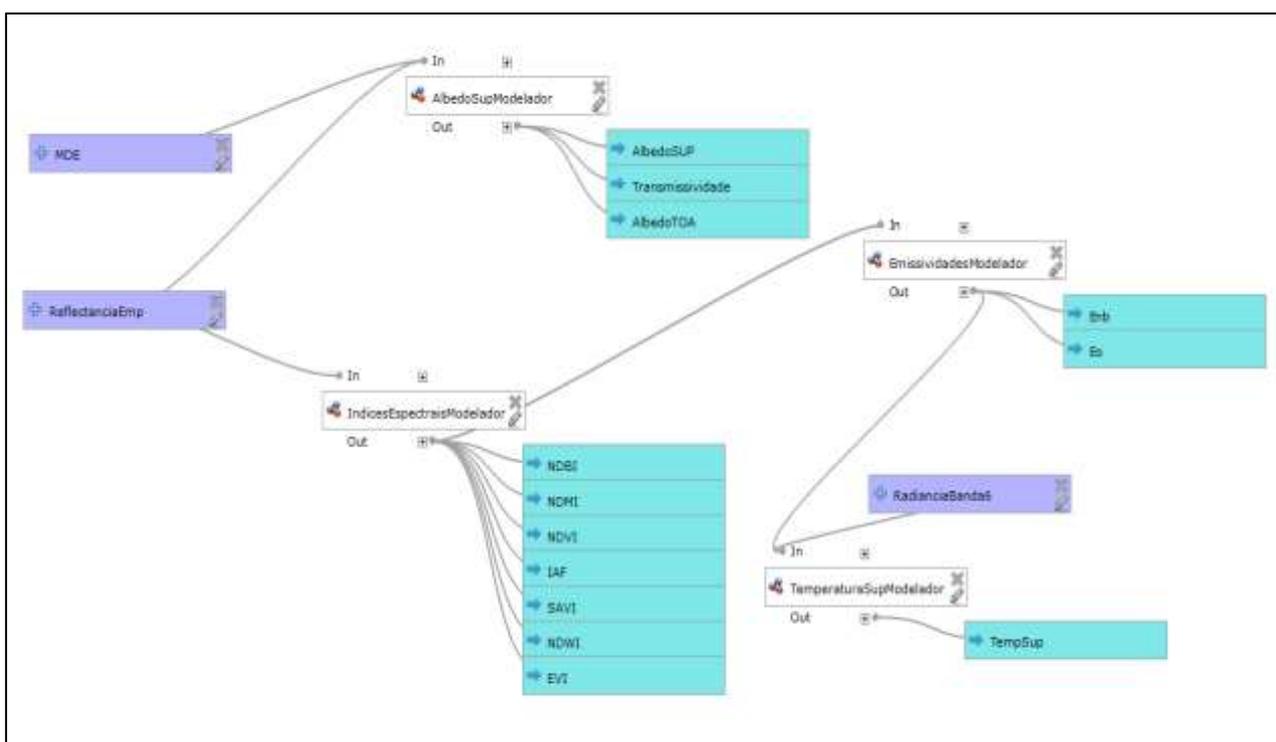
Outro dado de entrada importante é o MDE (Modelo Digital de Elevação) que contém as informações referentes a altimetria da área estudada, que serão utilizadas principalmente no processamento da Temperatura da Superfície.

As imagens são modeladas através do *software* livre QGis, por meio dos modelos matemáticos apresentados ao longo deste trabalho, o QGis dispõe um conjunto de ferramentas que atuam no processamento dos índices espectrais que atuam no tratamento das imagens, como mostra a Figura 7.

O modelador gráfico permite criar modelos complexos usando uma interface simples e fácil de usar, a análises acontecem a partir da utilização de uma série de operações, a ideia consiste em agrupar o processamento das imagens em um único processo, proporcionando a otimização do tempo e esforço do usuário, especialmente para modelos que envolvam uma série de produtos.

Os dois processos fundamentais para criação de um modelo no QGis são basicamente a definição dos dados de entrada, a partir destes dados serão aplicados modelos matemáticos que geram os dados de saída de forma automática e isso ocorre de forma simultânea em todos os dados de entrada que foram adicionados ao modelador.

Figura 7 - Modelo utilizado para obtenção dos índices espectrais no QGis para TM Landsat 5



Fonte: O Autor (2020).

em que MDE corresponde ao valor do pixel do Modelo Digital de Elevação, caracterizado como um dado de entrada, ReflectanciaEmp é o conjunto do empilhamento das bandas utilizadas no processamento da imagem, AlbedoSupModelador é a operação que resulta da junção entre o MDE e a ReflectanciaEmp, IndicesEspectraisLandsat8 é o resultado das operações que serão descritas na próxima etapa deste trabalho, através de um conjunto de operações matemáticas que utilizam diferenças, somas e razões entre bandas específicas para obtenção dos valores das reflectâncias relativas a cada índice espectral. AlbedoSup é referente ao Albedo da Superfície, AlbedoTOA é o Albedo no topo da atmosfera, Transmissividade é o dado de saída referente a transmissividade, RadianciaBanda6 é o dado de entrada da Radiância da Banda 6, EmissividadesModelador corresponde ao resultado da operação para calcular as duas emissividades a Emissividade da banda termal, representado por E_{nb} e a Emissividade no domínio da banda larga, representado por E_o . TempSupModelador é o resultado do cálculo entre a radiância da banda 6 e a emissividade da banda termal, resultando na Temperatura da Superfície, representado por TempSup.

3.2.2 Detalhamento do processamento das imagens – OLI/TIRS Landsat 8

A reflectância monocromática deverá ser calculada com as bandas correspondentes ao sensor OLI (Tabela 5), convertidas em reflectância planetária a partir do coeficiente de remodelação da reflectância reportado no ficheiro de metadados da imagem (ficheiro MTL), utilizando a seguinte equação.

$$\rho\lambda_i = M_{pi} * Q_{cal} + A_p \quad (6)$$

em que $\rho\lambda_i$ corresponde a reflectância planetária sem a correção do ângulo do sol, M_{pi} é o fator multiplicativo de cada banda, A_p o fator aditivo de escala específico por banda e Q_{cal} que é o produto padrão quantificado e calibrado para valores de pixel (DN). No entanto, é necessário corrigir a reflectância de acordo com o ângulo do zênite usando a equação a seguir (SILVA *et al.*, 2016).

$$L_\lambda = \frac{MLQ_{cal} + AL}{\cos(\theta_{SE})} \quad (7)$$

em que L_λ será o valor da radiância no topo da atmosfera, M_L o fator multiplicativo de redimensionamento de cada banda, pode ser encontrado nos metadados da imagem (REFLECTANCE_MULT_BAND_i), A_L é o fator aditivo de redimensionamento de cada banda, também encontrado nos metadados (REFLECTANCE_ADD_BAND_i) e Q_{cal} são os valores de pixel quantificados e calibrados do produto padrão (DN), i é o valor respectivo da banda.

Tabela 5 - Descrição das bandas utilizadas do satélite Landsat 8, sensor OLI e TIRS, com os correspondentes intervalos de comprimento de onda

Sensor	Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Resolução Espacial (mxm)
OLI (<i>Operational Land Imager</i>)	2 (Azul)	0,452-0,512	30
	3 (Verde)	0,53-0,59	
	4 (Vermelho)	0,64-0,67	
	5 (Infravermelho Próximo)	0,85-0,88	
	6 (Infravermelho Médio)	1,566-1,651	
	7 (Infravermelho Médio)	2,097-2,349	
TIRS (<i>Thermal Infrared Sensor</i>)	10 (Terral)	10,60-11,19	30

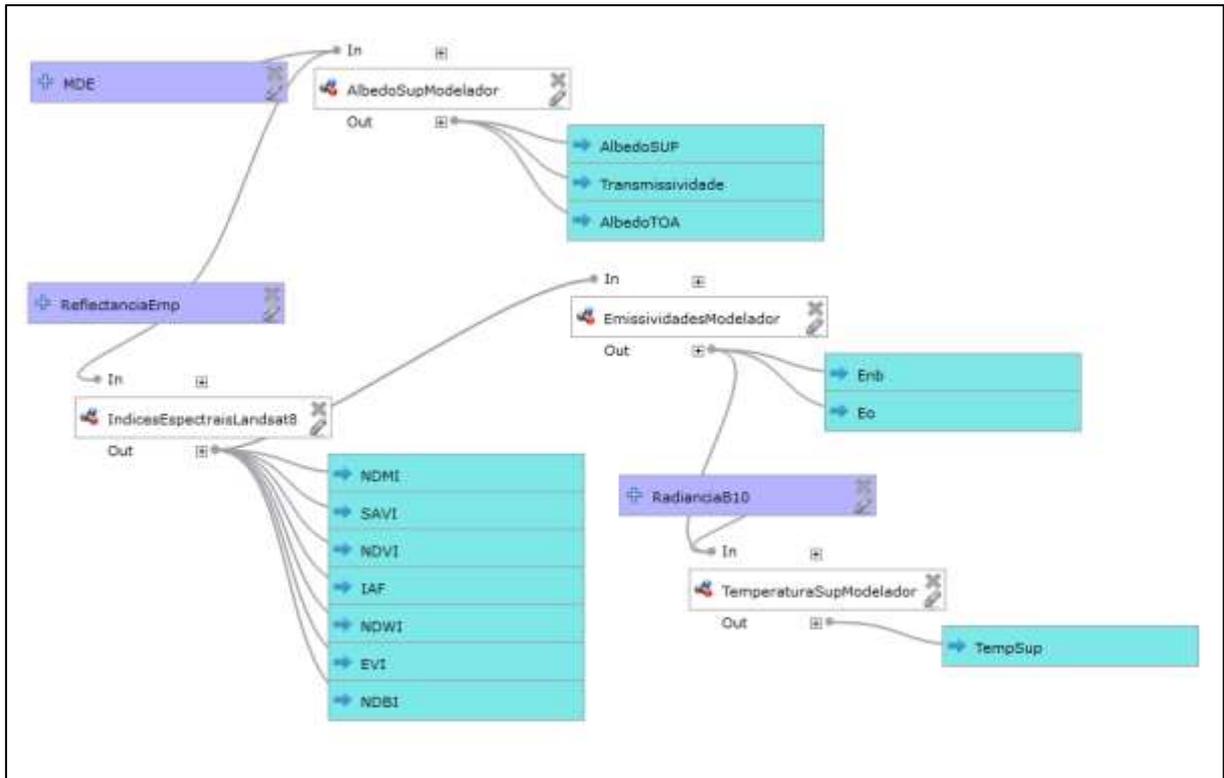
Fonte: USGS (2019).

$$\theta_{SE} = 90 - \theta_{SZ} \quad (8)$$

θ_{SE} é o ângulo de elevação do sol, disponível nos metadados.

Após a realização da calibração radiométrica de ambos sensores serão realizados os cálculos dos parâmetros biofísicos NDVI, NDBI, NDWI_{MCF}, SAVI, Albedo da Superfície e Temperatura da Superfície, a Figura 8 mostra o esquema de modelamento das imagens para obtenção dos índices espectrais para o OLI/TIRS Landsat 8.

Figura 8 - Modelo utilizado para obtenção dos índices espectrais no QGis para OLI/TIRS Landsat 8



Fonte: O Autor (2020).

em que MDE corresponde ao valor do pixel do Modelo Digital de Elevação, caracterizado como um dado de entrada, ReflectanciaEmp é o conjunto do empilhamento das bandas utilizadas no processamento da imagem, AlbedoSupModelador é a operação que resulta da junção entre o MDE e a ReflectanciaEmp, IndicesEspectraisLandsat8 é o resultado das operações que serão descritas na próxima etapa deste trabalho, através de um conjunto de operações matemáticas que utilizam diferenças, somas e razões entre bandas específicas para obtenção dos valores das reflectâncias relativas a cada índice espectral. AlbedoSup é referente ao Albedo da Superfície, AlbedoTOA é o Albedo no topo da atmosfera, Transmissividade é o dado de saída referente a transmissividade, RadianciaB10 é o dado de entrada da Radiância da Banda 10, EmissividadesModelador corresponde ao resultado da operação para calcular as duas emissividades a Emissividade da banda termal, representado por Enb e a Emissividade no domínio da banda larga, representado por Eo. TempSupModelador é o resultado do cálculo entre a radiância da banda 10 e a emissividade da banda termal, resultando na Temperatura da Superfície, representado por TempSup.

3.3 ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA DA ÁGUA (NDWI)

O Índice de Diferença Normalizada de Água utiliza as características de reflexão na faixa verde e infravermelho próximo do solo para distinguir água da vegetação com características espectrais semelhantes (MCFEETERS, 1996). Este método proposto por McFeeters (1996) foi projetado de tal forma a maximizar a reflectância da água utilizando a banda do verde, minimizar a reflectância da banda 5 por objetos d'água e tira proveito da alta reflectância da banda 5 pela vegetação do solo (ANDRADE *et al.*, 2018), é denominado de NDWI, obtido através da equação:

$$\text{NDWI} = \frac{\rho_{\text{VD}} - \rho_{\text{IVp}}}{\rho_{\text{VD}} + \rho_{\text{IVp}}} \quad (9)$$

em que ρ_{VD} é a banda da reflectância do verde e ρ_{IVp} a banda da reflectância do infravermelho próximo, no OLI Landsat 8 as bandas correspondentes são as bandas 3 (Verde) e a banda 5 (Infravermelho próximo), que corresponde a banda do infravermelho próximo.

3.4 ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA PARA ÁREAS CONSTRUÍDAS (NDBI)

Com a aplicação do índice NDBI, é possível realizar a constatação do crescimento de áreas construídas em áreas urbanas, bem como o uso e ocupação do solo. Podendo ser utilizado para ações de planejamento urbano, definido pela equação proposta por Zha *et al.* (2003)

$$\text{NDBI} = \frac{\rho_{\text{IVm}} - \rho_{\text{IVp}}}{\rho_{\text{IVm}} + \rho_{\text{IVp}}} \quad (10)$$

em que ρ_{IVm} é a banda da reflectância do infravermelho médio e ρ_{IVp} a banda da reflectância do infravermelho próximo, no OLI Landsat 8 as bandas correspondentes são as bandas 6 (Infravermelho médio) e a banda 5 (Infravermelho próximo). O produto deste índice apresenta uma imagem com pixels de áreas construídas e estéreis de valores positivos, e as demais áreas com valores negativos (YILDIZ *et al.*, 2018).

O NDBI tem como base o fato de que terras construídas têm maior reflectância no infravermelho de ondas médias do que no infravermelho de ondas curtas (HANQIU, 2007)

3.5 ÍNDICE DE VEGETAÇÃO AJUSTADO AO SOLO (SAVI)

O Índice de Vegetação Ajustado do Solo, considera os efeitos do solo exposto em imagens de satélite, a partir do ajuste do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) quando a superfície não está totalmente recoberta pela vegetação. Os valores negativos irão representar os corpos hídricos e as nuvens (se houver), os valores mais baixos, próximos de 0 (zero) irão representar uma área com vegetação mais rala ou solo exposto. Com isso o índice SAVI pode ser gerado a partir da expressão, desenvolvida por Huete (1988)

$$SAVI = (1+L) \frac{(\rho_{IVp} - \rho_V)}{L + \rho_{IVp} + \rho_V} \quad (11)$$

em que ρ_{IVp} corresponde a banda da reflectância do infravermelho próximo e ρ_V a banda da reflectância do vermelho, no OLI Landsat 8 as bandas correspondentes são as bandas 5 (Infravermelho próximo) e a banda 3 (Verde).

De acordo com Bezerra *et al.* (2017) é introduzida uma constante “L” no SAVI, que tem a função de minimizar o efeito do solo no resultado final deste índice. Esta constante “L” corresponde a um tipo de ajuste solo, no denominador da equação NDVI (HUETE, 1988). Marcussi *et al.* (2010) assegurou que este índice é recomendado para aplicação em ambientes semiáridos. Assim, o valor “L” pode assumir os valores de 1 para baixos valores de densidade de vegetação, 0,5 para densidade média e 0,25 para altas densidades de vegetação (HUETE, 1988).

Para processar os dados da Temperatura da Superfície, é necessário calcular o Índice de Área Foliar (IAF), que é um subproduto do SAVI e expressa o total de área foliar por superfície do terreno (ALMEIDA *et al.*, 2015), que é definido pela equação proposta por Allen *et al.* (2007)

$$IAF = - \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (12)$$

3.6 ALBEDO DA SUPERFÍCIE (α)

Nesta etapa, foi realizado o cálculo do albedo planetário (α_{toa}), sem qualquer correção atmosférica, obtido pela combinação linear entre as reflectâncias monocromáticas, de acordo com a equação proposta por Allen (2002), os coeficientes de calibração presentes na Tabela 6 correspondem ao valor da irradiância espectral no topo da atmosfera

$$\alpha_{toa} = \omega_{\lambda 1}\rho_1 + \omega_{\lambda 2}\rho_2 + \omega_{\lambda 3}\rho_3 + \omega_{\lambda 4}\rho_4 + \omega_{\lambda 5}\rho_5 + \omega_{\lambda 6}\rho_6 + \omega_{\lambda 7}\rho_7 \quad (13)$$

em que ρ_i representa a reflectância planetária de cada banda, os coeficientes de calibração irão sofrer uma variação do Landsat 5 para o 8, no OLI a banda 1 não é utilizada conforme apresenta a Tabela 6.

$$\alpha_{toa} = \omega_{\lambda 2}\rho_2 + \omega_{\lambda 3}\rho_3 + \omega_{\lambda 4}\rho_4 + \omega_{\lambda 5}\rho_5 + \omega_{\lambda 6}\rho_6 + \omega_{\lambda 7}\rho_7 \quad (14)$$

Tabela 6 - Coeficientes de calibração para obtenção do albedo planetário nos satélites Landsat TM 5 e Landsat OLI 8

Satélite/Peso	$\omega_{\lambda 1}$	$\omega_{\lambda 2}$	$\omega_{\lambda 3}$	$\omega_{\lambda 4}$	$\omega_{\lambda 5}$	$\omega_{\lambda 6}$	$\omega_{\lambda 7}$
Landsat 5	0,298	0,270	0,231	0,155	0,033	-	0,013
Landsat 8	-	0,300	0,277	0,233	0,143	0,036	0,012

Fonte: Silva *et al.* (2016).

O próximo passo consistiu no computo do albedo da superfície, que também é denominado por albedo corrigido para os efeitos atmosféricos, definido pela equação proposta por Bastiaanssen (2000). Este cálculo representa a porcentagem de energia eletromagnética que é refletida por uma determinada superfície em função da energia que está incidindo sobre essa superfície (SILVA, 2016)

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_p}{t_{sw^2}} \quad (15)$$

em que t_{sw^2} corresponde a transmissividade atmosférica em função da pressão atmosférica e da água, obtido através da equação proposta por Allen *et al.* (2002), α_p representa a porção da radiação solar refletida pela atmosfera para o satélite (SILVA, 2016), é um valor que varia de 0,025 a 0,04, tem sido utilizado o valor de 0,03 e Z, que é o valor do pixel correspondente aos valores altimétricos, disponível na cena do projeto TOPODATA.

$$t_{sw^2} = 0,75 + 2 \times 10^{-5} \times Z \quad (16)$$

3.7 TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE (TSUP)

A equação que permite a obtenção da Temperatura da Superfície (Tsup) pode ser definida, como sugere Allen *et al.* (2002), K_1 e K_2 correspondem a primeira e segunda constantes de radiação, específicas para o sensor TM (banda 6) (FERREIRA, 2018). No TM Landsat 5 K_1 equivale a $607,8 \text{ Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ e K_2 1261 K, disponíveis nos metadados da imagem, assim a Temperatura da Superfície (Tsup) pode ser definida através da equação:

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{NB} K_1}{L_{\lambda 6}} + 1\right)} \quad (17)$$

em que $L_{\lambda 6}$ corresponde a radiância espectral da banda 6. E ϵ_{NB} corresponde a emissividade superficial, que é feito em função do IAF, representado através da seguinte equação, proposta por Waters *et al.* (2002)

$$\epsilon_{NB} = 0,97 + 0,0331 \cdot \text{IAF} \quad (18)$$

O TIRS Landsat 8 mede diferentes faixas de frequências ao longo do espectro eletromagnético – uma cor, não necessariamente uma cor visível ao olho humano. As bandas 11 e 10 são responsáveis pela leitura do calor, elas conseguem relatar a temperatura no próprio solo, que é geralmente muito mais quente do que a temperatura do ar (MACAROF e STATESCU, 2017). No TIRS Landsat 8 a banda térmica 10, foi a banda utilizada para determinação da temperatura da superfície, que é definida pela equação

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{NB} K_1}{L_{\lambda 10}} + 1\right)} \quad (19)$$

No TIRS Landsat 8 K_1 equivale a $774,89 \text{ Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ e K_2 a 1321,08 K, disponível nos metadados da imagem. As temperaturas resultantes foram convertidas para graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$) com a subtração do valor da temperatura do ponto de congelamento da água ao nível do mar, que equivale a 273,15 K.

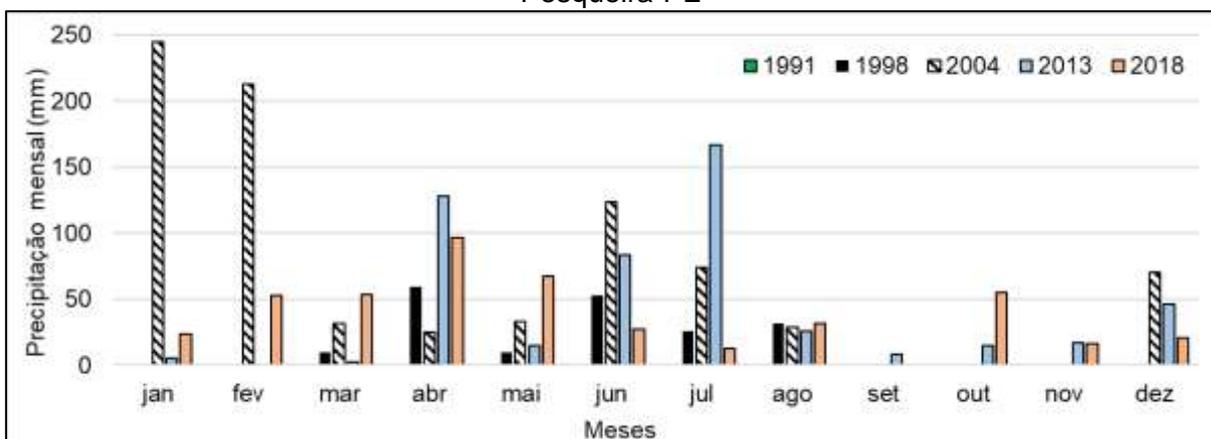
3.8 DADOS PLUVIOMÉTRICOS

Nesta pesquisa, foram utilizados dados de instituições operadoras de redes pluviométricas, em particular o posto que está instalado no município de Pesqueira-

PE, localizada entre 8° 21' 11.160" de latitude Sul e a uma longitude 36° 41' 49.920" Oeste, obtidos através do site da APAC. Foram coletados dados de precipitação diários entre os dias 17 de novembro e dezembro, referentes ao período de aquisição das imagens dos sensores TM Landsat 5 e OLI/TIRS Landsat 8, como mostra a Figura 9.

Os dados pluviométricos auxiliaram na interpretação dos índices espectrais, ressaltando que no período de aquisição das imagens (Tabela 3) não foram registrados eventos pluviométricos no ano de 1991, de acordo com os dados disponibilizados pela Apac (Agência Pernambucana de Águas e Clima), no ano de 1998 houveram registros de chuvas nos meses que antecederam a captura das imagens, principalmente durante a quadra chuvosa, que se inicia no mês de Abril e termina no mês de julho, as precipitações não ultrapassaram os 60 mm, mas podem exercer influência no resultado dos índices espectrais, nos três meses que antecederam a imagem não houveram registros de pluviosidade.

Figura 9 - Precipitação mensal do posto pluviométrico (18) localizado no município de Pesqueira-PE



Fonte: APAC (2020).

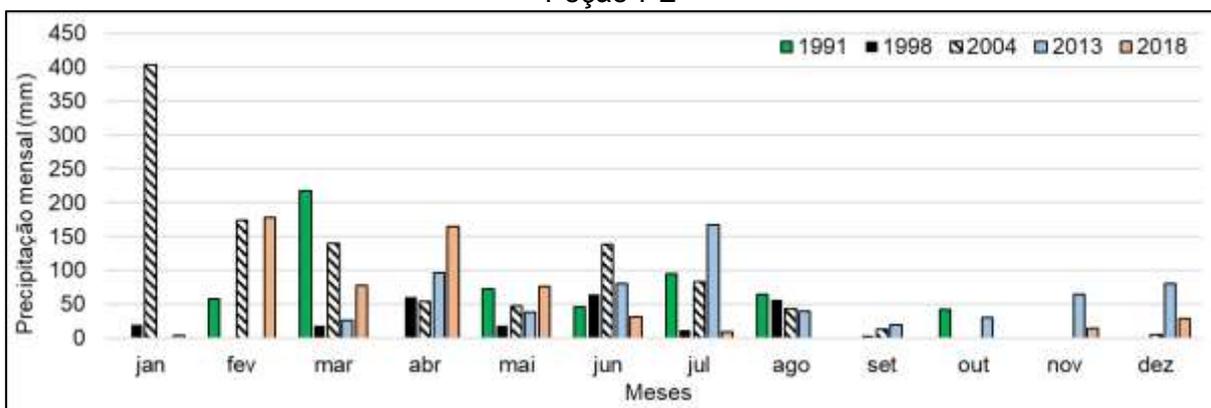
Dentre os anos da série, que foram estudados o ano de 2004 registrou a maior quantidade de chuva durante o ano, principalmente nos primeiros meses do ano, com chuvas que ultrapassaram os 200 mm mensais, essa quantidade possibilitou a recarga dos reservatórios hídricos no município e tem relação direta com a mudança na resposta dos índices, uma vez que a vegetação do tipo Caatinga é muito sensível a eventos pluviométricos, mudando a resposta fotossintética das plantas.

No ano de 2013 as chuvas concentraram-se na estação mais fria, ultrapassando os 160 mm no mês de julho, nos meses subsequentes houveram pequenas quantidades de chuva, mas bem distribuídas no restante do ano, no mês de captura da cena foram registrados 46 mm.

Em 2018 houveram registros de pluviosidade durante todo ano, com exceção para o mês de setembro, o destaque está no mês de abril, com registro de 96 mm de chuva, nos demais meses houveram pequenas quantidades de chuvas, mas bem distribuídas no restante do ano, neste ano também houve precipitação no mês de aquisição da imagem.

A segunda estação se encontra no município de Poção (Figura 10), localizada entre 8° 11' 15" de latitude Sul e a uma longitude 36° 42' 15.120" Oeste, que registrou pluviosidade significativa no ano de 1991, no mês de março, mês que antecede o início da quadra chuvosa, registrando pluviosidade acima dos 200 mm, o período do inverno foi chuvoso no município de Poção, com precipitação bem distribuída durante esta estação.

Figura 10 - Precipitação mensal do posto pluviométrico (76) localizado no município de Poção-PE



Fonte: APAC (2020).

No ano de 1998 o levantamento pluviométrico indicou a ocorrência de chuvas no período da quadra chuvosa, os valores não ultrapassaram os 60 mm, mas as chuvas ocorreram de forma bem distribuída, exceto nos três meses que antecederam a captura das imagens, caracterizando o período mais quente e seco do ano na mesorregião do agreste de Pernambuco. O ano de 2004 representou um enclave no que se refere ao quantitativo de chuvas, indicando que a região passou por um aporte considerável neste período, o município de Poção registrou pluviosidade superior a 400 mm no mês de janeiro, seguindo com pluviosidade elevada nos meses de

fevereiro e março, os únicos meses do ano que registraram baixas médias pluviométricas foram os meses de outubro, novembro e dezembro.

Em 2013 o inverno foi chuvoso e o mês de julho chegou a ultrapassar os 160 mm, houveram chuvas bem distribuídas no restante do ano, inclusive na estação mais quente e no mês de captura da cena, com chuvas de 80 mm. No ano de 2018 teve um volume de precipitação considerável no início da quadra chuvosa, as chuvas também ultrapassaram 160 mm, neste ano também foram registrados eventos pluviométricos no período de aquisição das imagens.

3.8.1 Monitoramento do ONI (Índice Oceânico do Niño)

Considerar as ocorrências dos eventos El Niño e La Niña é importante em trabalhos com a utilização de índices espectrais, uma vez que durante o El Niño pode ocorrer uma oscilação pluviométrica, que pode influenciar diretamente na variação dos índices de vegetação, como o NDWI e o SAVI, por exemplo. Procedimento semelhante foi adotado por Bilar *et al.* (2018) que verificou as influências do ONI nas reflectâncias dos índices espectrais utilizados no trabalho.

Tabela 7 - Períodos quentes (vermelho) e frios (azul) com base em um limiar de +/- 0.5°C para o Índice Oceânico do Niño (ONI)

Ano	DJF	JFM	FMA	MAM	AMJ	MJJ	JJA	JAS	ASO	SON	OND	NDJ
1991	0.4	0.3	0.2	0.3	0.5	0.6	0.7	0.6	0.6	0.8	1.2	1.5
1998	2.2	1.9	1.4	1.0	0.5	-0.1	-0.8	-1.1	-1.3	-1.4	-1.5	-1.6
2004	0.4	0.3	0.2	0.2	0.2	0.3	0.5	0.6	0.7	0.7	0.7	0.7
2013	-0.4	-0.4	-0.2	0.1	0.3	0.2	0.1	0.0	0.2	0.4	0.6	0.7
2018	-0.9	-0.8	-0.6	-0.4	-0.1	0.1	0.1	0.2	0.4	0.7	0.9	0.8

Fonte: Adaptado de CPC (2019).

em que os valores marcados na cor vermelha indicam os meses anômalos quentes, os valores na cor azul indicam os anômalos frios, com limite entre +/- 0.5°C, os valores muito acima deste intervalo indicarão anos quentes ou frios.

Os valores encontrados na Tabela 7, representam o ONI (Índice Oceânico do Niño) que indica, de acordo com previsões meteorológicas a interferência no quadro de chuvas provocado pelo El Niño. De acordo com o NOAA (2019), a conexão entre os oceanos e a atmosfera da Terra afeta diretamente o clima e as condições

climáticas, El Niño e La Niña, juntos chamados de Oscilação Sul do El Niño (ENOS), são saídas periódicas das temperaturas esperadas da superfície do mar no Oceano Pacífico Equatorial.

Para Marques; Fontana e Mello (2005), alguns trabalhos consideram a Temperatura da Superfície do Mar do Oceano Pacífico de forma individual e, em outros a análise é feita de forma conjunta, utilizando-se ambos os oceanos. A variação dessas temperaturas, mais quentes ou mais frias que o normal do oceano interferem diretamente os padrões climáticos no mundo todo, influenciando os sistemas de alta e baixa pressão atmosférica, ventos e precipitação.

Tabela 8 - Temperatura da Superfície do Mar (Oceano Atlântico) - Média mensal do mês de Dezembro dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018

Temperatura da Superfície do Mar				
Dez/1991	Dez/1998	Dez/2004	Dez/2013	Dez/2018
25°C – 27,5°C	27,5°C – 30°C	25°C – 27,5°C	25°C – 27,5°C	27,5°C – 30°C

Fonte: Adaptado de NOAA/OAR.

De acordo com os dados do NOAA (2019), conforme Tabela 8, as temperaturas oscilaram ao longo da série estudada, com aquecimento relativo no ano de 1998, de 2,5°C, que pode exercer influência no regime de chuvas da região, tendo em vista que o aquecimento superficial das águas provoca um aumento nas taxas de evaporação, acarretando na formação de nuvens, que podem trazer chuvas para as regiões continentais. Na pesquisa de Nobrega e Santiago (2014), levou-se em consideração que as anomalias das Temperaturas da Superfície do Mar no Oceano Pacífico e Atlântico exercem influência nos níveis pluviométricos do Nordeste brasileiro.

3.9 TRATAMENTO ESTATÍSTICO

Para estabelecer uma relação entre os índices espectrais estudados foram utilizados os perfis longitudinais, Zourgetto e Bourscheidt (2018) admitiram a correlação entre vegetação e temperatura, sendo possível relacionar a cobertura do solo com a temperatura observada no ambiente. A combinação dos índices tem por objetivo extrair as informações espectrais, caracterizando a cobertura vegetal, distinguindo-a das áreas não vegetadas, para Ribeiro *et al.* (2016) os alvos diferenciam entre si por constituírem sistemas com diferentes estados de energia, e a radiação refletida seria uma resposta indireta das mudanças, pois cada índice obtém

respostas dadas as particularidades de cada objeto, que introduzidos na conjuntura ambiental produzem informações à respeito da qualidade ambiental.

Na segunda etapa, também foram elaborados gráficos estatísticos para verificar a tendência dos índices ao longo da escala temporal. Para tanto, a análise foi aplicada nos índices NDWI, SAVI e NDBI.

O Excel foi utilizado para tabulação dos resultados, além da elaboração da regressão linear simples em cada um dos anos estudados, definidos através da equação

$$y = a + bx \quad (20)$$

em que x (SAVI) é o termo independente, e y (NDWI e NDBI) é a variável dependente, dessa maneira foi determinado para cada índice o coeficiente de regressão (R^2), para Becera; Shimabukuro e Alvalá (2009) os valores destes coeficientes obtidos indicam o grau de relação entre a cobertura vegetal e o índice de umidade e a temperatura da superfície.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta análise, foram extraídos dados da Serra do Ororubá, localizada no município de Pesqueira-PE, onde a altimetria da feição geomorfológica é um dos pequenos setores no Estado de Pernambuco que permite maior retenção da umidade e condições climáticas mais amenas, com altitude variando entre 900 a 1.000 m. Essas áreas são caracterizadas por serem regiões úmidas e isoladas dentro de áreas secas, para Rodrigues *et al.* (2008) e Brasil (2004), essas características reúnem condições para indicar a presença de um Brejo de Altitude, área de exceção no contexto da Zona do Agreste de Pernambuco.

4.1 ÍNDICES ESPECTRAIS

Neste tópico foram apresentados os resultados dos índices espectrais NDWI, NDBI, SAVI, Albedo e Temperatura da Superfície que foram obtidos no processamento das imagens dos sensores TM Landsat 5 e OLI/TIRS Landsat 8. Foram elaborados mapas temáticos que representam os pixels coletados na análise multitemporal, tabelas com os valores mínimo, máximo, média e desvio padrão, histogramas para demonstrar a distribuição dos pixels entre as classes.

4.1.1 Índice por Diferença Normalizada da Água (NDWI)

O NDWI foi dividido em 7 classes (Tabela 9), e foi comparado com o trabalho realizado por Leite *et al.* (2017) que utilizaram 5 classes que distinguem os níveis de umidade, classificadas em Muito baixo, Baixo, Médio, Alto e Muito alto, de acordo com o grau de umidade encontrado na área.

Na Tabela 10 estão representados os valores mínimos, máximos, médias e os desvios padrões, nos quais foi possível constatar uma leve diminuição dos valores mínimos, que indica o aumento das áreas com elementos não-água, tais como solo exposto, vegetação esparsa e vegetação rasteira. No que concerne aos valores positivos, acima de 0, representaram a presença de corpos hídricos na área estudada, tendo em vista que o NDWI é um índice espectral que varia de -1 a 1, os valores maiores que 0 estão relacionados a corpos hídricos e as áreas adjacentes a estes corpos, com umidade elevada.

Tabela 9 - Valores de reflectância considerando os intervalos para as classes no índice aplicado pela metodologia de McFeeters (1996)

Classes NDWI	Classe temática
-0,64 – (-0,16)	Muito baixo
-0,16 – (-0,005)	Baixo
-0,005 – 0,15	Médio
0,15 – 0,31	Alto
> 0,31	Muito alto

Fonte: Adaptado de Leite *et al.* (2017) e Pereira *et al.* (2018).

Para Leite *et al.* (2017), as áreas com NDWI entre $-0,64$ e $-0,16$ apresentaram índices de umidade muito baixos, essas áreas correspondem as três primeiras classes deste trabalho, que estão divididas entre $-0,70$ a $-0,53$; $-0,53$ a $-0,36$; $-0,36$ a $-0,19$, essas classes foram preservadas pois diferem um pouco das encontradas por Leite *et al.* (2017) devido ao volume de água presente na área de estudo, que trazia informações referentes a um trecho do Rio São Francisco, no município de Pesqueira, o reservatório Pão de Açúcar tem variação do volume de água ao longo da escala temporal e o volume é significativamente menor do que o trecho do Rio São Francisco.

Tabela 10 - Valores do NDWI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão

	1991	1998	2004	2013	2018
Mínimo	-0,634	-0,703	-0,687	-0,772	-0,724
Máximo	0,151	0,343	0,547	0,670	0,689
Média	-0,312	-0,325	-0,321	-0,396	-0,376
Desvio padrão	0,057	0,053	0,082	0,078	0,072

Fonte: O Autor (2020).

De acordo com o levantamento pluviométrico, na Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) não existe dados sobre a pluviosidade para o ano de 1991 para o município de Pesqueira, no posto pluviométrico 18, contudo, de acordo com as informações do posto pluviométrico 76, localizado no município de Poção, o ano de 1991 apresentou pluviosidade significativa no mês de março, ultrapassando os 200 mm, e chuvas constantes nos meses de abril, maio, junho e julho, o que indica que houve um conjunto de meses chuvosos na região e que podem provocar mudança nos índices espectrais, sobretudo no NDWI de McFeeters (1996), que é responsável pelo delineamento dos corpos hídricos.

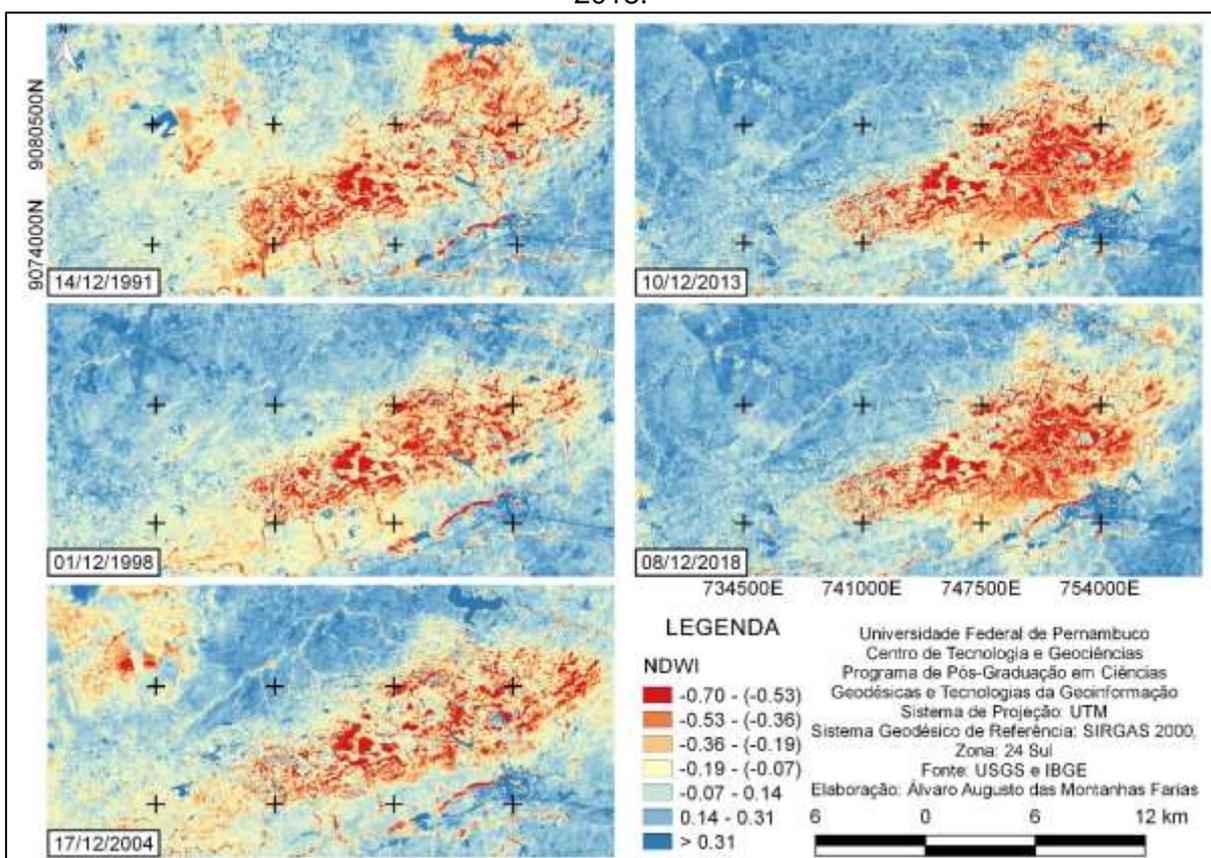
No ano de 1991 constatou-se que próximo ao corpo hídrico (Barragem Pão de Açúcar) haviam áreas com presença de vegetação, entre as classes -0,64 a -0,005 (Figura 11), evidenciando áreas com presença de vegetação e o baixo nível de umidade, mostrou também a eficiência do NDWI proposto por McFeeters (1996) no delineamento de corpos hídricos. A Figura 12 evidenciou que a maior concentração de pixels se dá na faixa do negativo, o que mostrou que a área é predominantemente composta por elementos não-água.

O ano de 1998 teve chuvas concentradas nos meses de abril, maio, junho e agosto, onde observou-se que essas chuvas mantiveram certa regularidade, atingindo em média 50 mm, e possibilitou um leve aumento nos valores máximos, de acordo com a Tabela 10, o evento pluviométrico não possibilitou a recarga do corpo hídrico na área de estudo, e ainda de acordo com a Figura 12, os pixels tenderam a concentrar-se na faixa do negativo. Esse comportamento ocorre principalmente por conta do tamanho do corpo hídrico em relação a área estudada, os pixels positivos ocupam áreas tão pequenas que não chegam a constar no histograma.

Em 1998 com a diminuição do volume da Barragem de Pão de Açúcar foi possível perceber que os pixels na classe Muito baixo e baixo (Tabela 9), aumentam

de maneira significativa, com concentração expressiva entre -0,46 e -0,26, indicando que a área apresentou índices de umidade muito baixos e ressaltou também a importância da manutenção do volume do corpo hídrico, que foi responsável pela regulação hidroclimática na região, além de assegurar a presença da vegetação, que depende da água para garantir a sobrevivência

Figura 11 - Mapa temático - NDWI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.



Fonte: O Autor (2020).

O ano de 2004 mostrou um pequeno aumento no valor máximo (Tabela 10), que é um indicativo da recarga da barragem, ainda que o valor mínimo tenha passado por uma leve diminuição, comparado com o ano de 1998, notou-se que a barragem exerce uma função importante na localidade, pois os valores mínimos e máximos já são maiores que os valores iniciais, do ano de 1991. Neste ano também houve eventos pluviométricos que possibilitaram um aporte de recursos hídricos na Barragem Pão de Açúcar, como mostra a Figura 11.

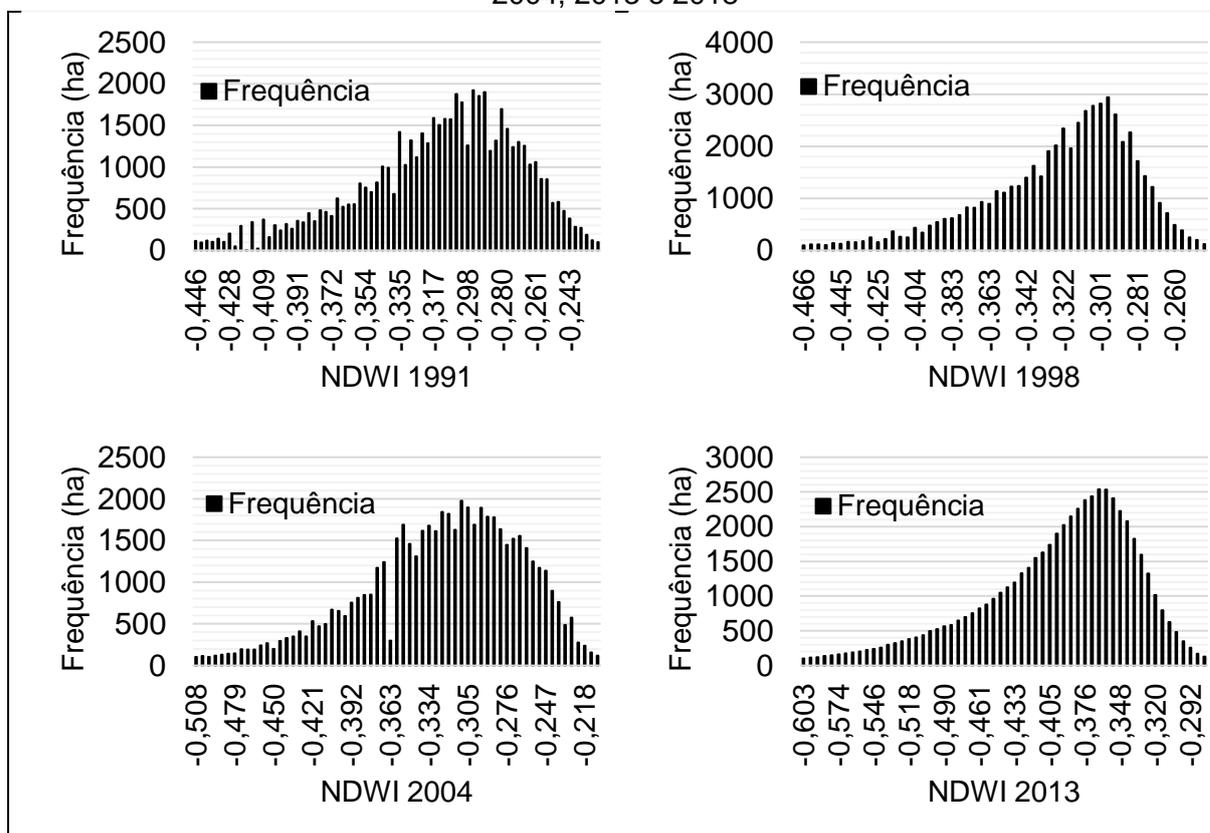
No ano de 2013 ocorreu a diminuição dos valores mínimos, que indica a presença de uma cobertura vegetal mais robusta, dentro da extensão da Serra do

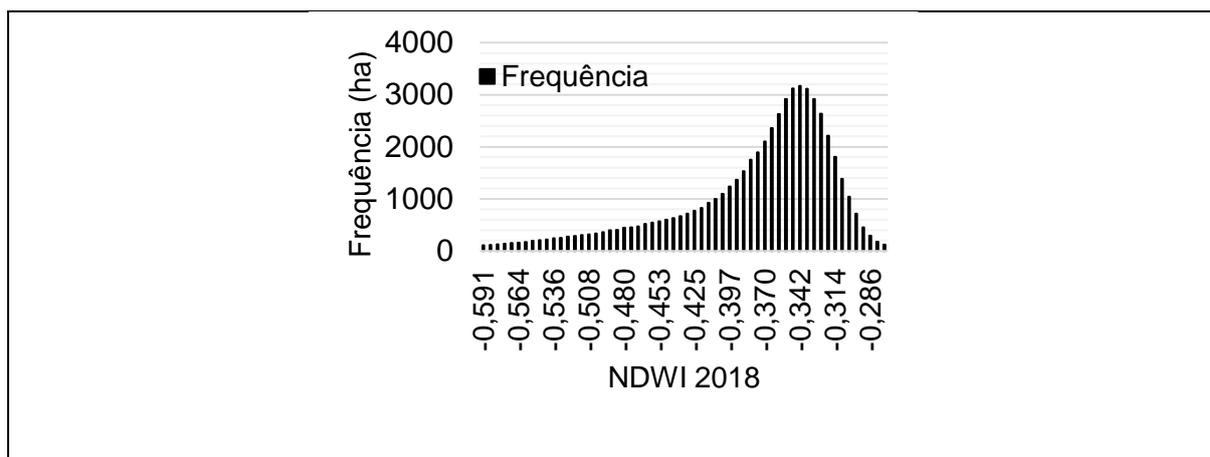
Ororubá, notou-se também que a partir da presença de água na Barragem, os pixels no intervalo de -0,36 a -0,07 apareceram na localidade, expressando a relação entre a umidade e vegetação, sobretudo por conta das características da vegetação do tipo Caatinga que tem resposta fotossintética rápida com a presença de umidade.

Em 2018 houveram pequenas alterações nos valores máximos e mínimos, mesmo que tenha ocorrido um aumento no valor máximo para este ano, a concentração de pixels nessa faixa foi muito pequena e pode ser constatado a partir da Figura 12, que mostra a distribuição dos pixels de acordo com os valores das reflectâncias dos anos estudados.

A partir da Figura 11, pode-se constatar que houve uma variação gradativa entre as coordenadas 9074000N e 754000E e também na área compreendida entre as coordenadas 9080500N e 754000E ao longo da escala temporal. A altitude da Serra do Ororubá, no município de Pesqueira, favorece a presença de vegetação, que tende a permanecer constante em todo o período estudado, pois estas áreas concentram condições únicas como umidade e pressão atmosférica que facilitam a permanência da vegetação na área.

Figura 12 - Comportamento dos pixels do NDWI da área de estudo nos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018





Fonte: O Autor (2020).

No processamento e análise das imagens foi importante considerar a influência dos eventos chuvosos a partir do levantamento pluviométrico realizado durante todos os meses do ano, a fim de identificar se houve chuvas nos meses que antecederam a captura das imagens que influenciaram o resultado das reflectância dos índices espectrais.

No trabalho realizado por Leite *et al.* (2017), utilizaram o NDWI proposto por McFeeters (1996), em área de perímetro irrigado, com presença de vegetação do tipo Caatinga, foram encontrados valores negativos em áreas com vegetação esparsa, e valores positivos nas imediações dos corpos hídricos, que foi condizente com os resultado encontrados nesta pesquisa, pois, a metodologia adotada possibilitou um delineamento mais preciso das áreas com estresse hídrico, bem como o delineamento dos corpos hídricos na área de estudo.

A utilização das bandas do verde e do infravermelho próximo permitiram a identificação das feições correspondentes a corpos hídricos, como também foi constatado por Pereira *et al.* (2018), que utilizaram o NDWI em áreas continentais e obtiveram bons resultados no delineamento de cursos d'água e corpos hídricos, concluíram que para identificação de feições relacionadas a resposta da água diretamente, a metodologia de McFeeters é mais adequada, pois distingue de modo satisfatório as feições de vegetação e água.

Para Li *et al.* (2013), que estudaram 11 combinações de índices por diferença normalizada da água a utilização das bandas do verde (ρ_{VD}) e do infravermelho próximo (ρ_{IVp}) é o melhor indicador para informações sobre o delineamento do corpo d'água, que também vai de acordo com os resultados encontrados neste trabalho, em

que foram utilizadas as mesmas bandas para o delineamento do corpo hídrico da Barragem de Pão de Açúcar.

4.1.2 Índice por Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI)

Este tópico mostrou os resultados para o NDBI, que é um índice que varia entre -1 a 1, valores abaixo de zero indicam áreas com cobertura vegetal na superfície e áreas com valores acima de zero tendem a ser urbanizadas. O NDBI foi dividido em 5 classes, que auxiliaram na interpretação dos mapas temáticos.

Estudos realizados em áreas densamente urbanizadas mostraram valores elevados de NDBI (SILVA; COSTA Jr. e LIMA, 2014; Sousa e Ferreira Jr, 2012), contudo, neste estudo a área em questão não possui área urbana expressiva, pois se trata de um município de porte pequeno, em região semiárida do Nordeste. Neste caso, o NDBI também pode ser um grande indicador da biomassa vegetal, além da constatação das áreas construídas.

Assim, com base na Tabela 11, que indica os valores mínimo, máximo, média e desvio padrão e, mostrou ao longo da escala temporal a manutenção dos valores máximos, evidenciando que a variação da área com cobertura vegetal mudou, contudo, para Bacic (2018) o índice de área construída pode apresentar algumas falhas no mapeamento, pois as imagens têm assinaturas espectrais do solo exposto e vegetação esparsa muito similares as áreas com cobertura de solo de áreas urbanas, sobretudo as áreas construídas. Com isso, recomendou-se o uso do NDBI aliado a outros parâmetros que auxiliem na análise dos dados obtidos, bem como levantamentos pluviométricos, dados populacionais e índices espectrais (NDVI, SAVI) para obtenção de uma resposta mais acurada.

Tabela 11 - Valores do NDBI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão

	1991	1998	2004	2013	2018
Mínimo	-0,533	-0,471	-0,575	-0,727	-0,84
Máximo	0,469	0,477	0,454	0,431	0,436
Média	0,063	0,131	0,078	0,099	0,136
Desvio padrão	0,098	0,080	0,111	0,114	0,118

Fonte: O Autor (2020).

Como o crescimento urbano foi pouco expressivo, o NDBI apontou basicamente as características da sazonalidade da vegetação do tipo Caatinga, o destaque está no ano de 1998, que tem um aumento significativo da área correspondente a solo exposto e vegetação esparsa, principalmente por conta da diminuição do volume de água da Barragem de Pão de Açúcar.

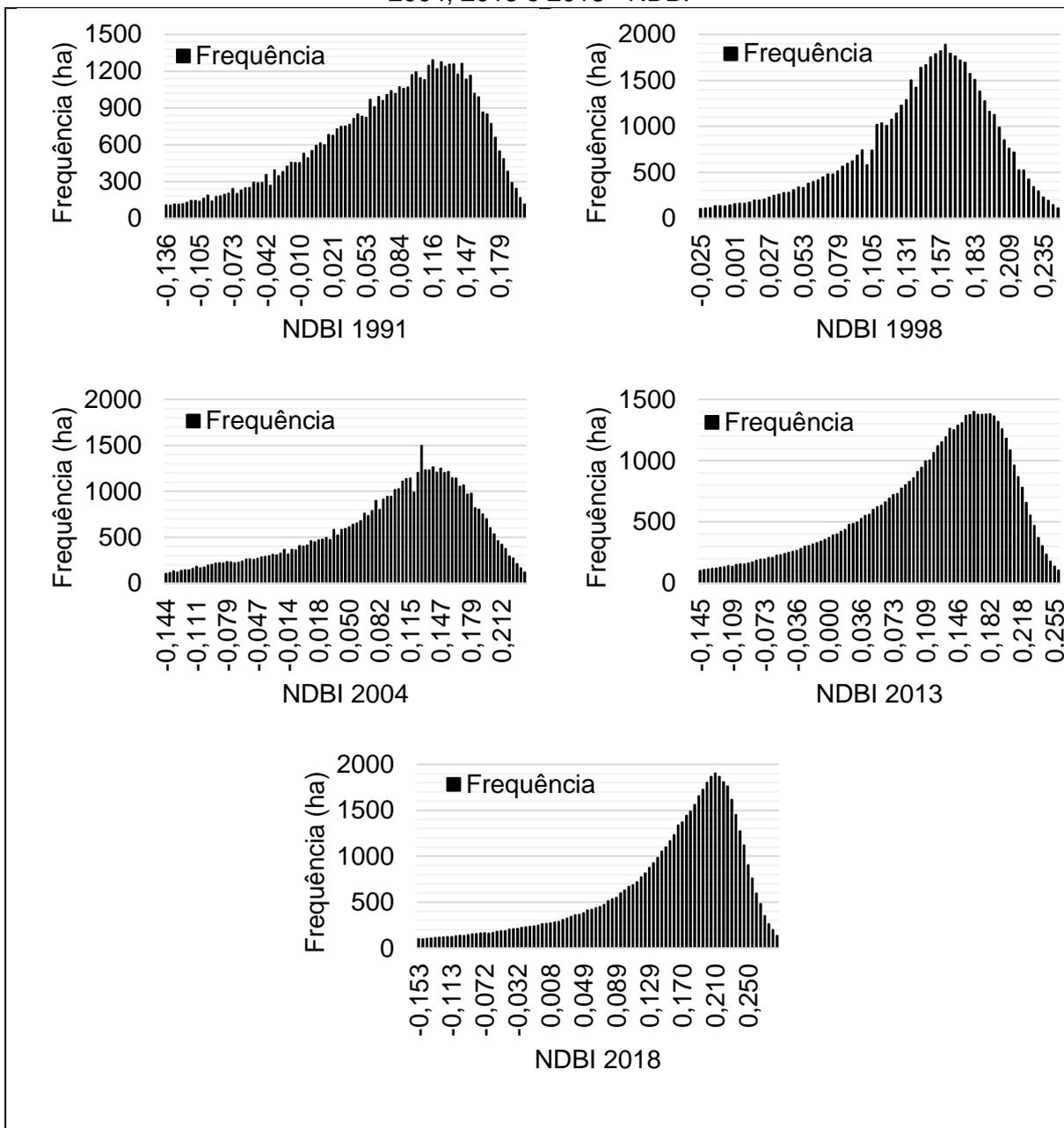
Um fator que está diretamente relacionado ao aumento das áreas com solo exposto, área construída é o crescimento populacional, pois a medida em que a população cresce, a demanda por moradia e projetos de habitação também aumenta, implicando na transformação de áreas rurais em áreas urbanas. Não só a moradia, mas como a base econômica desses municípios das regiões semiáridas do Estado de Pernambuco está diretamente relacionada com as práticas da agricultura, o crescimento de áreas com terras cultiváveis aumenta significativamente.

De acordo com a Figura 13, os valores da reflectância para o ano de 2018 estão concentrados na faixa do positivo, indicando além do crescimento urbano, o aumento da presença de solo exposto ou vegetação muito esparsa, apontado pelos autores como uma dificuldade do índice de área construída. Em regiões semiáridas, como o processo de urbanização é mais descentralizado, promovendo a ocupação em áreas mais afastadas dos centros urbanos, o índice não será tão eficiente, visto que sua utilização ocorre de forma mais ampla em áreas densamente urbanizadas.

Ainda de acordo com a Figura 13, constatou-se que o comportamento do gráfico vai se alinhando a direita, afunilando na faixa dos valores acima de zero seguindo a tendência de que este índice tem relação direta com crescimento populacional e aumento do tecido urbano.

O mapa temático, disposto na Figura 14 ilustrou o aumento gradativo das áreas com pixels no valor positivo, acima de 0, indicando o aumento do tecido urbano do município de Pesqueira-PE, os dados do IBGE (2017) também comprovam que a população durante o período estudado nesta pesquisa aumentou de maneira significativa, a população que era de 57.622 mil habitantes na década de 1990, passou a ser de 67.395 mil habitantes, de acordo com a estimativa para o ano de 2019 do IBGE.

Figura 13 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - NDBI



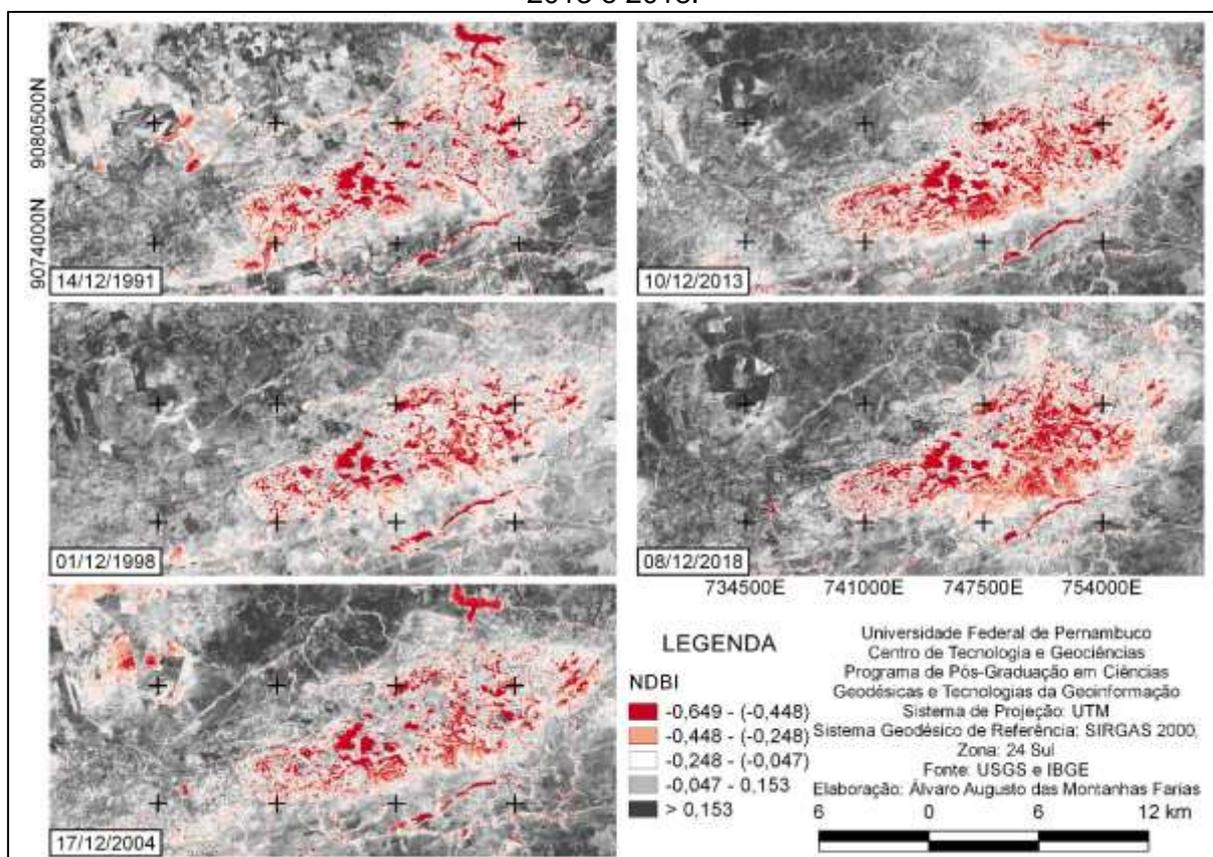
Fonte: O Autor (2020).

Dentre dos projetos que contribuíram para o crescimento da malha urbana municipal, está o Programa de Aceleração do Crescimento (PAC) que foi criado em 2007 e propôs a retomada do planejamento e execução de grandes obras de infraestrutura social e urbana no Brasil, esse programa promoveu o desenvolvimento dos municípios de pequeno, médio e grande porte.

Em estudo realizado por Silva; Costa Jr. e Lima (2014) sobre o processo de urbanização e seus impactos sobre o microclima da cidade de Natal-RN, utilizando

imagens orbitais concluiu que o crescimento das áreas construídas exerce influência direta no aparecimento de anomalias térmicas e que podem afetar o conforto e a qualidade de vida da população. Os autores reforçam que os ecossistemas vegetais amenizam as temperaturas, visto que áreas desnudas tem pequena capacidade de absorção e recebem altos níveis de radiação solar, promovendo o aumento das temperaturas, em conformidade com os resultados obtidos nesta pesquisa que constatou as modificações promovidas próximos ao centro urbano do município de Pesqueira, em que houve a substituição da vegetação nativa por malha urbana.

Figura 14. Mapa Temático - NDBI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.



Fonte: O Autor (2020).

Nesta linha, Sousa e Ferreira Jr. (2012) também afirmaram que NDBI e temperatura da superfície são variáveis com correlação significativa, em estudo realizado na área urbana do município de Goiânia-GO, os autores concluíram que pastagens, solo exposto, como áreas de plantio e queimadas, apresentam altos valores de NDBI por conseguinte, altas temperaturas, ainda reforçaram sobre a importância da manutenção da vegetação a fim de proporcionar benefícios para a

população como a amenização do microclima e aumento do conforto térmico nos espaços urbanos. Esses resultados combinam à medida em que a vegetação nativa da Serra do Ororubá e das áreas ao entorno do corpo hídrico alternam de valores negativos de NDBI para valores positivos.

4.1.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)

Neste tópico estão concentrados os resultados para aplicação do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) em que os valores positivos apontaram áreas com cobertura vegetal, e os valores próximos de zero indicaram a presença de solo exposto, vegetação esparsa e corpos hídricos. Foram estabelecidos 7 intervalos de classes, de acordo com outros trabalhos realizados em áreas similares a esta. Para Francisco *et al.* (2015), os valores positivos para este índice podem estar associados com eventos pluviométricos também, levando-se em consideração a diversidade de comportamento e espécies na recomposição da vegetação com a chegada das chuvas.

De acordo com os dados da Tabela 12, presumiu-se que os valores mínimos para o SAVI estão muito próximos de 1, com uma variação muito pequena entre os anos estudados, contudo, no ano de 1991 o valor mínimo foi positivo, e isso se deve ao fato de que a área urbana não apareceu de forma tão expressiva no índice neste ano. As chuvas registradas para o ano de 1991 também poderiam influir diretamente na resposta espectral deste índice, tendo em vista que a Caatinga tem resposta fotossintética muito rápida a eventos pluviométricos, neste ano a APAC não disponibilizou dados sobre a pluviosidade para o ano, contudo, no município vizinho, Poção, foram registradas chuvas que ultrapassaram 200 mm, indicando que neste ano a região recebeu um aporte significativo de chuvas.

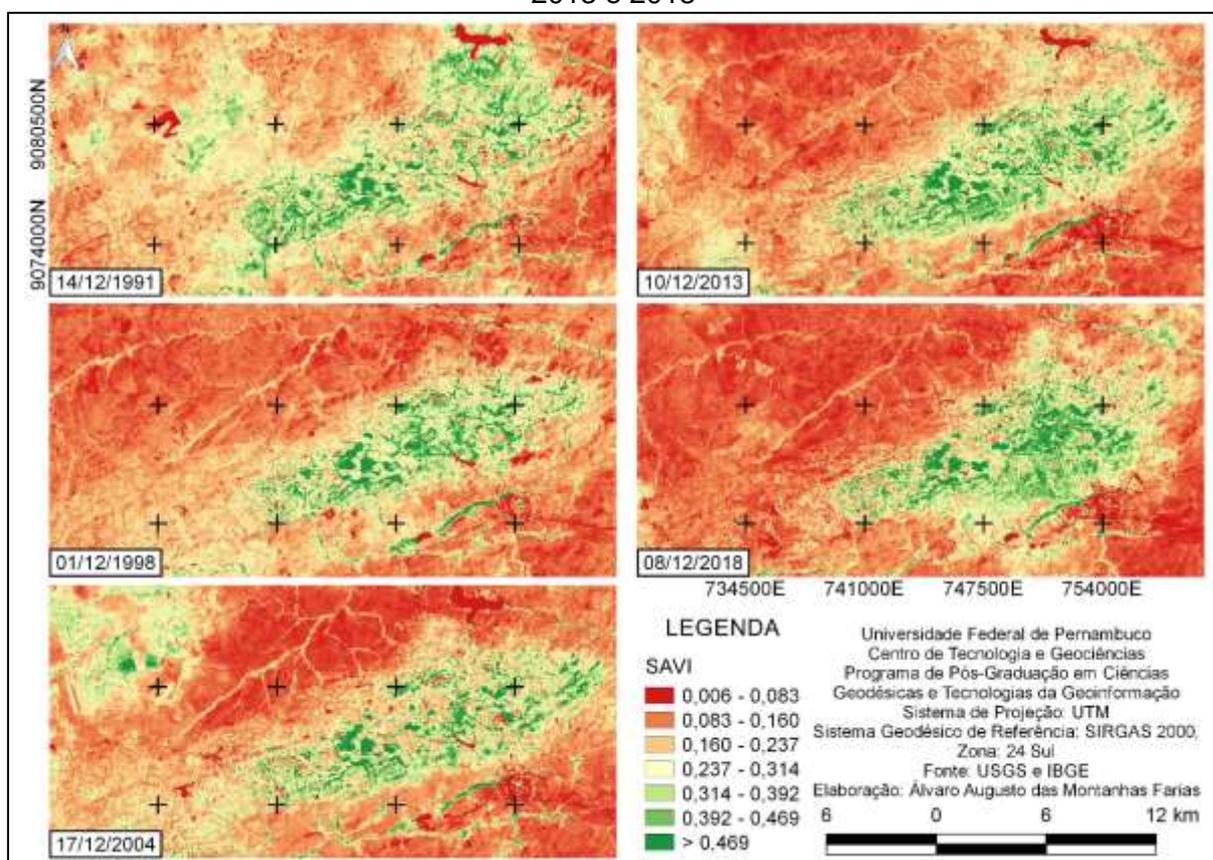
Tabela 12 - Valores do SAVI (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão

	1991	1998	2004	2013	2018
Mínimo	0,006	-0,136	-0,219	-0,188	-0,136
Máximo	0,546	0,584	0,619	0,731	0,664
Média	0,198	0,165	0,173	0,217	0,200
Desvio padrão	0,041	0,037	0,061	0,065	0,062

Fonte: O Autor (2020).

Em 1998 o valor mínimo já atingiu valores negativos e a área urbana apareceu com mais expressão, como pôde-se constatar na porção compreendida entre as coordenadas 9071000N e 751500E (Figura 15), o valor máximo tem um leve aumento comparado com o ano de 1991, o SAVI teve uma resposta satisfatória, Alves *et al.* (2014) ressalta a importância da utilização da constante L na minimização do efeito *background* do solo na análise do índice espectral.

Figura 15. Mapa Temático – SAVI da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018



Fonte: O Autor (2020).

No ano de 2004 o valor mínimo atingiu o menor valor entre os anos estudados (-0,219), isso decorrente da recarga do volume da Barragem de Pão de Açúcar, que foi representada pelos pixels negativos, abaixo de zero, outro fator de destaque para este ano foi o aparecimento de forma mais expressiva do núcleo urbano do município de Pesqueira, também representado pelos valores negativos e pode ser visualizado através da Figura 15.

Em 2013 o valor mínimo aumentou um pouco em função da diminuição do volume do corpo hídrico (-0,188) e observou-se que as áreas ao redor do reservatório têm pixels entre a faixa 0,160 a 0,314, indicativo da ausência de cobertura vegetal mais robusta, presença apenas de vegetação esparsa e matas abertas.

No ano de 2018, na área compreendida entre as coordenadas 9080500N e 754500E, mostra o esvaziamento completo do corpo hídrico e conseqüentemente o surgimento de áreas com pixels na faixa 0,160 a 0,314, nesse ano pode-se constatar a máxima expressão do núcleo urbano do município de Pesqueira-PE, representado por pixels negativos, na porção sudeste, na Figura 15, entre as coordenadas 9071000N e 751500E, conseqüentemente a leve diminuição dos valores máximos, tendo em vista que a medida que o núcleo urbano aumenta a supressão vegetal ocorre com mais intensidade. Neste mesmo ano, as chuvas foram bem distribuídas ao longo do ano, assegurando a manutenção dos valores máximos encontrados na área de estudo

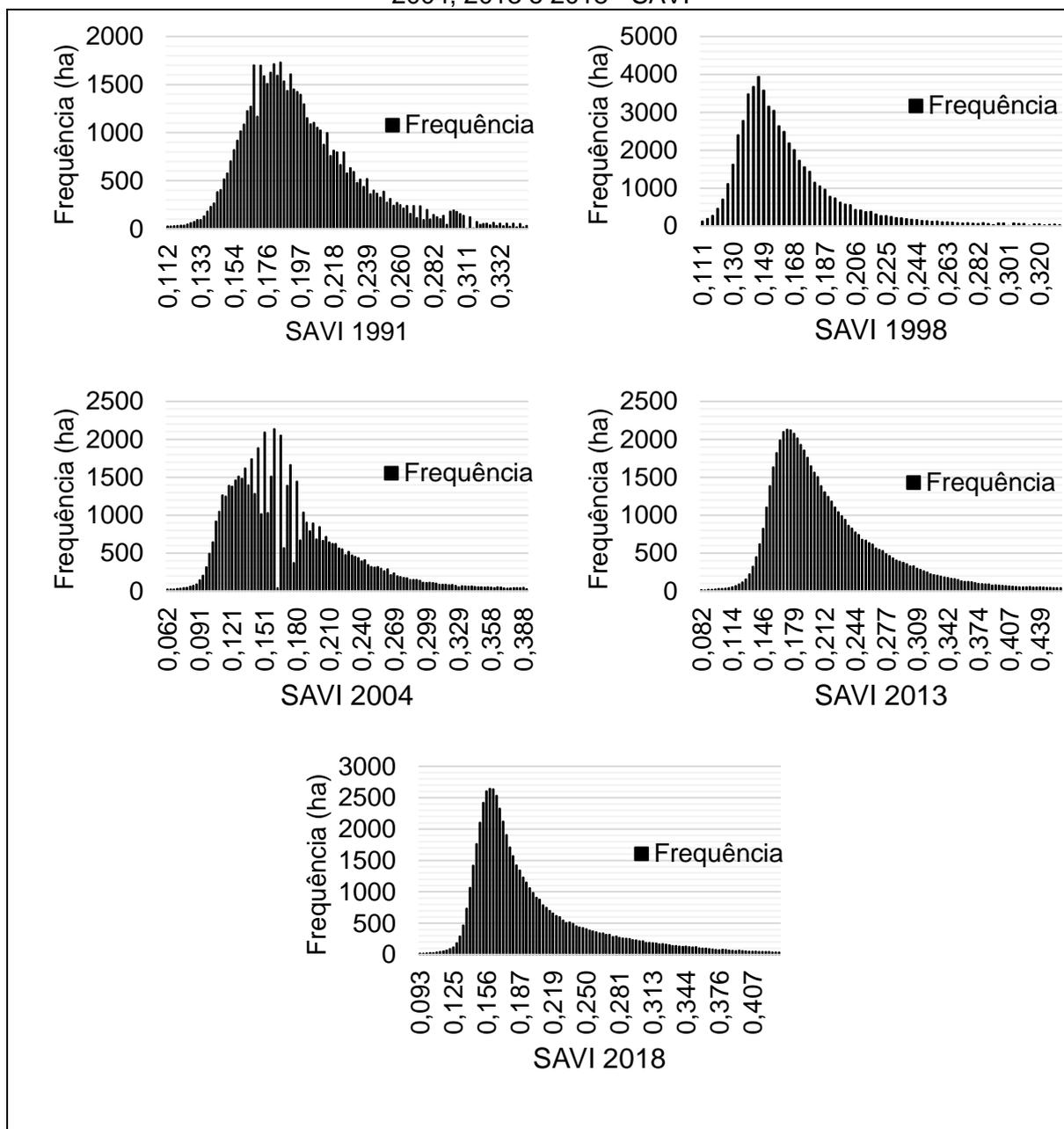
A concentração dos pixels se deu na faixa do positivo na maioria dos anos estudados, evidenciando a importância da Serra do Ororubá para a região, que tende a permanecer com a cobertura vegetal de modo constante ao longo dos anos, devido a altimetria da região (Figura 16). Observou-se também que SAVI e NDBI são índices opostos, constatado pelo comportamento dos gráficos, à medida que o processo de urbanização avança, transformando áreas rurais em áreas urbanas, têm-se um aumento gradativo da supressão de áreas com cobertura vegetal, que tem implicações diretas na composição do microclima local.

Ainda de acordo com a Figura 16, constatou-se que os pixels tenderam a concentrar-se na faixa do positivo, sobretudo por conta da presença da Serra do Ororubá, que é caracterizado como um brejo de altitude. Ao longo da escala temporal, havia uma faixa significativa de pixels concentrados entre 0,112 a 0,332 no início da série, já para o ano de 2018, foi percebido que a maioria dos pixels estavam compreendidos entre os valores 0,124 a 0,375, com estreitamento dos valores positivos maiores que 0,300, indicando que houve uma diminuição da cobertura vegetal de grande porte na área que compreende a Serra do Ororubá.

Em trabalho realizado por Machado; Galvínio e Oliveira (2011) foram detectados períodos em que houve aumento da cobertura vegetal e períodos em que a vegetação diminuiu, no município de São José do Sabugi, sertão do Estado da Paraíba. Os autores salientam que esse aumento/diminuição se deve a sazonalidade

da vegetação do tipo Caatinga, pois a precipitação exerce influência direta na resposta espectral para o SAVI. Harmonizando com os resultados encontrados neste trabalho, pois em anos chuvosos, notou-se um aumento para os valores do SAVI.

Figura 16 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - SAVI



Fonte: O Autor (2020).

Para Galvêncio *et al.* (2016) que estudaram a variação do SAVI entre períodos úmidos e períodos secos no município de Belo Jardim, agreste do Estado de Pernambuco, obteve resultados satisfatórios com a aplicação do índice espectral, tendo em vista que o SAVI foi capaz de identificar as mudanças na fisionomia da

vegetação, que manteve suas características apenas nas partes mais elevadas do município, com altitudes entre 800 e 1100 metros. Este trabalho correspondeu com esta pesquisa que também possui características geomorfológicas similares, tendo a altitude como fato responsável pela configuração da vegetação na área de estudo.

Bilar; Pimentel e Cerqueira (2018) utilizaram a correlação da variação do Índice Oceânico do Niño(ONI), juntamente com o levantamento pluviométrico na região do Parque Estadual Mata da Pimenteira, localizado no município de Serra Talhada, sertão do Estado de Pernambuco, para obtenção de uma resposta mais precisa para o SAVI, tendo em vista que anos com chuvas abaixo da média estão associados a eventos do El Niño intensos, enquanto em anos chuvosos estão relacionados a intensidade de eventos La Niña, considerando que a vegetação do tipo Caatinga é muito sensível a eventos pluviométricos. Na escala temporal estudada neste trabalho, os anos anômalos frios tenderam a apresentar regimes pluviométricos elevados, interferindo no resultado dos índices, principalmente aqueles que utilizam a resposta espectral da vegetação, como o SAVI.

4.1.4 Albedo da Superfície (α)

Este tópico traz a apresentação dos resultados obtidos a partir da aplicação do Albedo da Superfície, em que as reflectâncias foram divididas em 7 classes variaram de 0,06 a 0,34, os alvos indicados por este índice mostraram as áreas de acordo com a capacidade de reflexão da energia que incide na superfície terrestre. O Albedo da Superfície apresenta valores que variam de 0 até 1, os valores mais próximos de zero indicam alvos com grande capacidade de absorção da energia incidente, os valores que se aproximam de um têm maior capacidade de reflexão dessa energia que incide na superfície terrestre.

Os resultados compatibilizam com os valores encontrados por Oliveira *et al.* (2010), que encontraram valores de Albedo na faixa entre 0,15 e 0,20 nas áreas com cobertura vegetal nativa, de porte arbóreo fechado, arbustivo fechado, e arbustiva arbóreo fechado, com altitudes superiores a 550 m, na análise multitemporal que estabeleceu uma relação entre o Índice de umidade e o Albedo na Bacia Hidrográfica do Rio Moxotó, Estado de Pernambuco. Essas áreas podem ser visualizadas na Figura 18, na área que compreende os domínios da Serra do Ororubá.

A Tabela 13 aponta os valores mínimos, máximos, média e desvios padrão do Albedo da Superfície nos anos estudados, de acordo com o valor mínimo para o ano de 1991, constata-se que 0,061 foi o maior valor dentre a série de anos estudados, indicando que ano após ano houve uma redução gradativa da área com capacidade de absorção da energia que incide na superfície, dentre os alvos com essa característica estão os corpos hídricos e área vegetada.

Tabela 13 - Valores do Albedo da Superfície (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão

	1991	1998	2004	2013	2018
Mínimo	0,061	0,030	0,034	0,027	0,030
Máximo	0,386	0,426	0,462	0,471	0,483
Média	0,158	0,154	0,178	0,165	0,167
Desvio padrão	0,030	0,037	0,040	0,047	0,046

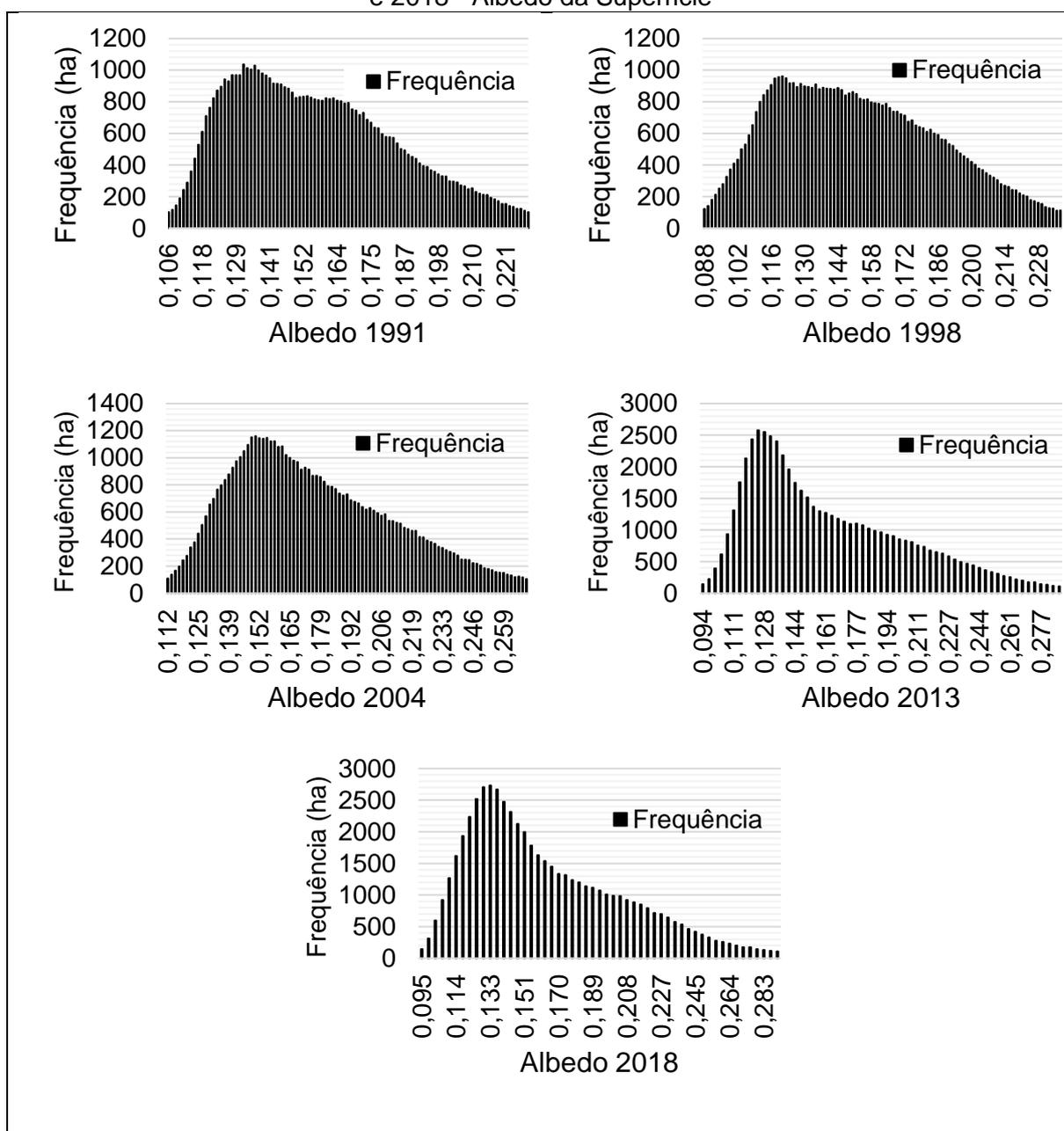
Fonte: O Autor (2020).

No ano de 1998 foi possível perceber um aumento nos valores máximos comparado com o ano de 1991, o motivo do aumento da reflectância está relacionado principalmente com as práticas agrícolas, a redução do volume da Barragem de Pão de Açúcar, crescimento populacional que implica diretamente no aumento gradativo do núcleo urbano do município de Pesqueira, que demanda pela substituição das áreas rurais por espaços urbanos. O comportamento dos pixels como mostra a Figura 17 aponta que ao longo da escala temporal, sobretudo nos anos de 2013 e 2018 os pixels tenderam a agrupar-se na faixa dos valores próximos a 1, contudo, a área que esses pixels ocupam foi muito pequena, indicando que as áreas com grande capacidade de absorção da energia incidente são relativamente pequenas e tendem a diminuir a medida que o Albedo da superfície aumenta.

A Figura 18 mostra a concentração de pixels compreendidos na faixa entre 0,006 e 0,154, com capacidade de absorção de energia concentrados na área que compreende a Serra do Ororubá, outra área que aparece no mapa temático dentro dessa faixa é a Barragem de Pão de Açúcar, que está presente nas imagens dos anos de 1991, 2004 e 2013. A área que compreende a Barragem Pão de Açúcar apresentou os menores valores de Albedo, devido a capacidade de absorção da energia, sendo assim, esses resultados concordam com Meireles (2007), que encontrou valores inferiores a 0,09 nos reservatórios hídricos na Bacia do Acaraú, no Estado do Ceará.

De acordo com Pavão *et al.* (2015) a substituição da vegetação natural também modifica o padrão da distribuição da energia disponível. Quanto maior a biomassa, maior é o efeito termo-hidroregulador da superfície e menor é o aquecimento, essas características evidenciam a importância da manutenção da qualidade ambiental da Serra do Ororubá para o município de Pesqueira, bem como a garantia da sua conservação, tendo em vista que a vegetação que recobre a superfície é um dispositivo que garante o conforto térmico para população local.

Figura 17 - Comportamento dos pixels da área de estudo dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 - Albedo da Superfície

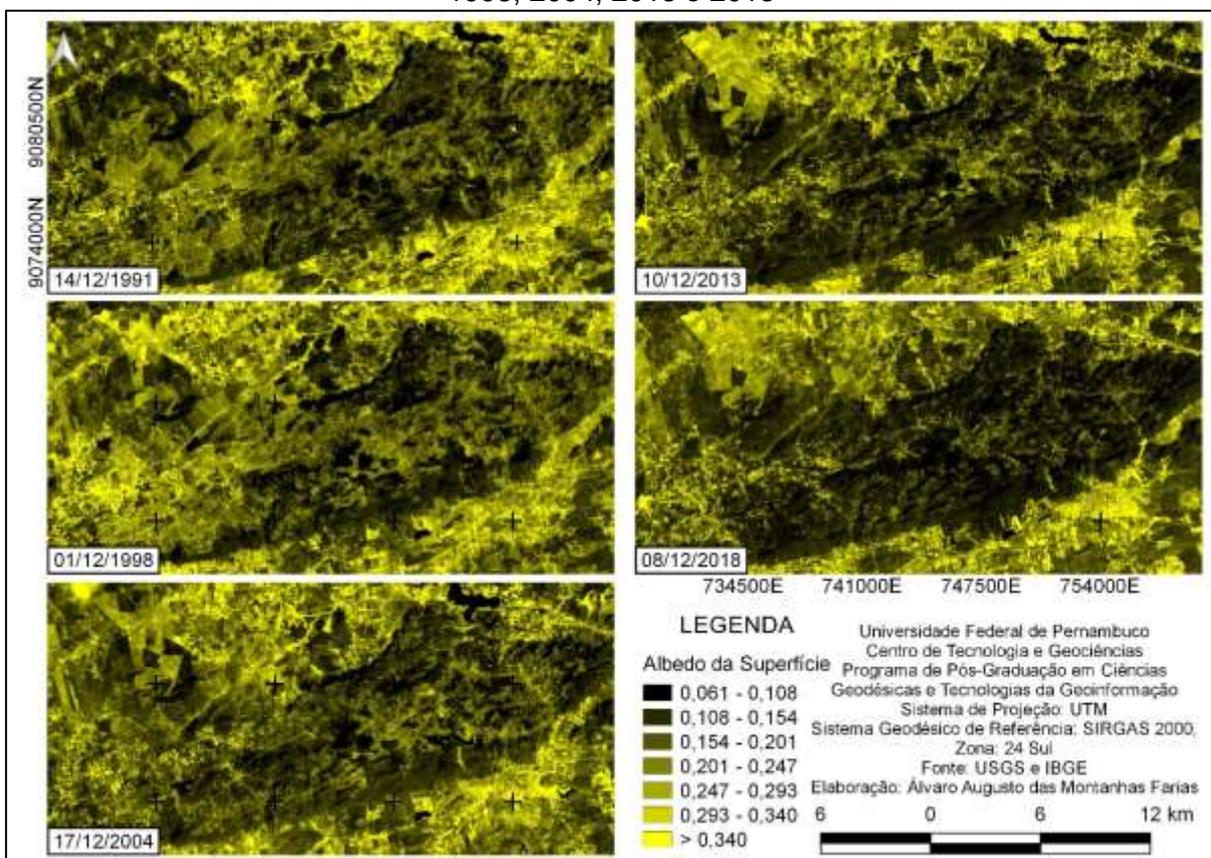


Fonte: O Autor (2020).

O clima local também é outro fator que tem relação direta com os resultados do Albedo, é uma variável importante levando-se em consideração que a vegetação responde aos efeitos do clima, principalmente nas áreas de climas áridos e semiáridos, em que os regimes pluviométricos são irregulares e as plantas são adaptadas a longos períodos de estiagem.

Os resultados para o Albedo da Superfície compatibilizaram com os resultados encontrados por Alves *et al.* (2014), que afirmaram que alguns parâmetros analisados têm relação de oposição, a medida em que o Albedo diminui, os índices espectrais relacionados a vegetação aumentam. Isso porque uma vegetação mais verde e densa reflete menos. De acordo com Araújo *et al.* (2018) as variações no Albedo estão diretamente relacionadas com a perda de cobertura vegetal, geralmente o aumento dessa variável está relacionado ao aumento de áreas desmatadas devido a presença de solo exposto.

Figura 18 - Mapa Temático – Albedo da Superfície da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018



Fonte: O Autor (2020).

Para Arruda Filho *et al.* (2017) as classes de Albedo em que ocorrem o desenvolvimento de algum tipo de atividade antrópica ou áreas de solo exposto apresentam valores superiores a 0,20, em estudo no município de Pedra Lavrada, região do agreste do Estado da Paraíba. Estes resultados também foram similares aos resultados encontrados por Oliveira *et al.* (2010) que afirmaram que áreas com solo exposto proporcionam uma maior refletividade do que áreas com solos vegetados, no caso dos solos secos o Albedo pode apresentar uma variação entre 0,08 e 0,40.

As áreas adjacentes a Serra, tem pixels entre 0,254 a > 0,34, com destaque principalmente para o ano de 2018, entre as coordenadas 9074000N e 754000E na qual já é possível perceber o delineamento da área urbana do município de Pesqueira-PE.

Santos *et al.* (2014) também afirmaram que o aumento na faixa de variação observada em áreas iguais é um indicativo da expansão da perda de cobertura do solo, tornando-o exposto à radiação solar, que é indicado pela alta refletividade. Os autores salientam que, o Albedo da Superfície tem relação direta com outros índices espectrais, como o SAVI, por exemplo, uma vez que uma área com presença de vegetação, valores elevados do SAVI, contribui de forma favorável para conservação da umidade do solo.

Essa relação entre o Albedo da Superfície e outros índices espectrais também foi expressa por Santos (2017) que encontrou resultados que mostraram o coeficiente de correlação negativo, indicando que quanto maiores os níveis de cobertura vegetal, menor os valores do Albedo, no estudo que utilizou índices espectrais na identificação de áreas desertificadas, no Núcleo de Desertificação Irauçuba Centro Norte, localizado na porção central do Estado do Ceará. Compatibilizando com estes resultados que indicaram que a área da Serra do Ororubá, que tem sua superfície recoberta por vegetação apresenta valores para o Albedo mais elevados, mostrando a capacidade de absorção da energia por parte da vegetação.

Os valores do Albedo também podem variar em função da textura, da cor, da superfície, da natureza e do teor de umidade do solo. O estado do solo se altera no transcorrer do tempo e o albedo também acompanhará essa variação, como o Albedo afeta o balanço térmico de acordo com a capacidade de reflexão ou absorção da energia solar que incide na superfície, o Albedo irá influenciar o balanço térmico local a partir da alteração das características da superfície do solo (DUMKE, 2007).

Em Galvínio *et al.* (2016) também foi estabelecida uma relação entre o regime pluviométrico da microrregião do Vale do Ipojuca, sobretudo do município de Belo Jardim-PE como um fator determinante na influência do Albedo da Superfície, principalmente para os valores mais elevados deste índice espectral. Os autores também destacaram a importância do estabelecimento da relação entre o levantamento pluviométrico e o índice espectral, tendo em vista que o Albedo apresentou variância entre períodos úmidos e períodos secos. Esses resultados encontrados por Galvínio *et al.* (2016) condizem, sobretudo, com a variação encontrada no Albedo da Superfície nos anos em que a precipitação foi elevada o Albedo também teve valores de reflectância mais elevados.

4.1.5 Temperatura da Superfície (Ts)

Neste tópico apresentaram-se os resultados para a Temperatura da Superfície, que foi dividida em 7 classes, como mostra a Figura 19, em que as temperaturas mais baixas, que variam de 31,3° a 37,4° estão representadas pelos pixels na cor azul com gradiente para a cor branca, as temperaturas intermediárias, variando entre 37,4° e 43,5° são representadas por pixels na cor branca, e as temperaturas mais elevadas entre 43,5° e > 49,6° por pixels em tons de vermelho. Na cena do ano de 1991 o valor mínimo registrado é o maior entre todos os anos estudados, a causa indicada para temperaturas elevadas se dá por conta dos eventos pluviométricos que antecedem o período de captura da imagem, no caso do ano de 1991 não foram registrados eventos pluviométricos nos dias que antecederam a cena, fazendo com que as temperaturas elevassem.

Na cena do ano de 1998, a Temperatura da superfície máxima atingiu o maior valor (31,3°) entre os anos estudados (Tabela 14) e uma das possíveis causas foi a ausência do volume de água no reservatório de Pão de Açúcar, visto que os corpos d'água estão diretamente relacionados com a regulação hidroclimática dessas áreas. Esses corpos hídricos também influem no grau de absorção da energia que incide sobre a superfície, como foi tratado no tópico anterior, provocando o aumento direto da temperatura a nível local.

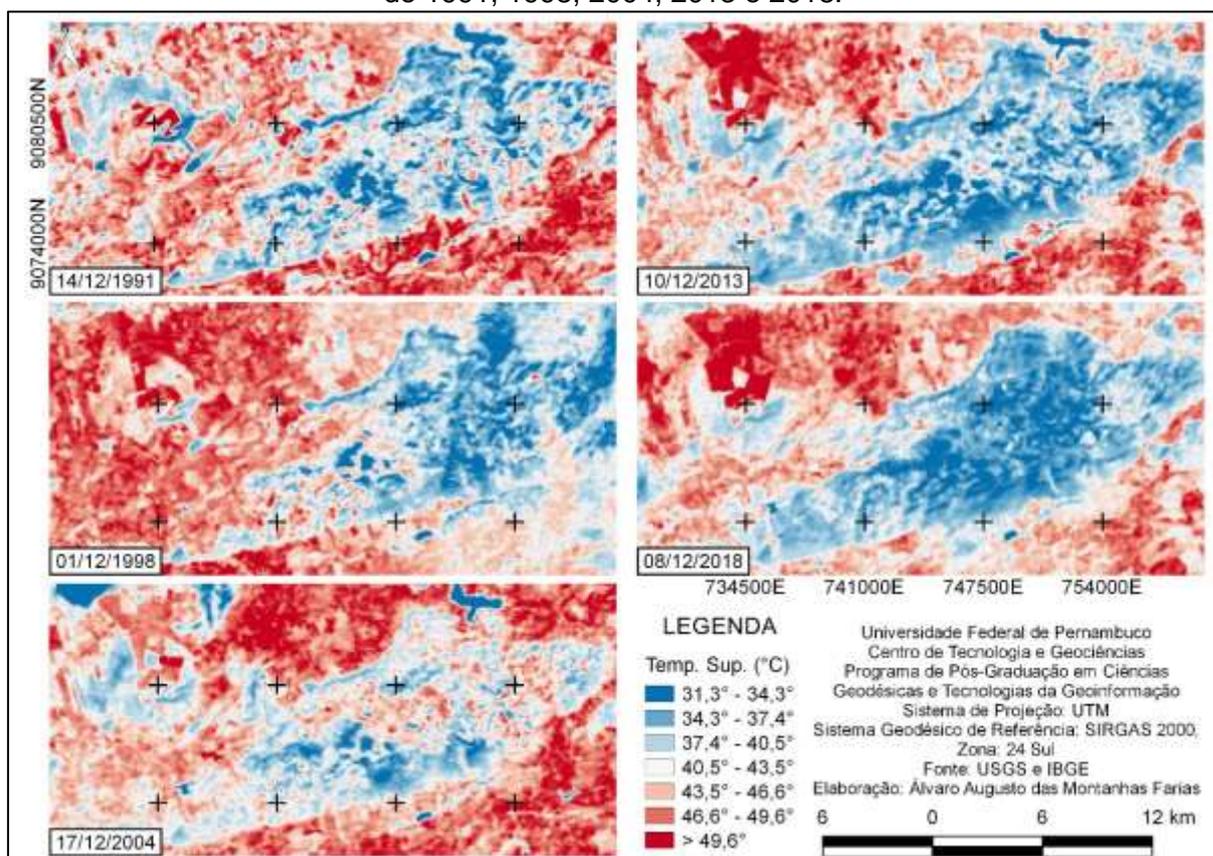
Tabela 14 - Valores da Temperatura da Superfície (1991, 1998, 2004, 2013 e 2018) - Mínimo, máximo, média e desvio padrão

	1991	1998	2004	2013	2018
Mínimo	31,3°	29,3°	29,8°	24,4°	25,3°
Máximo	52,7°	53,6°	52,3°	47,05°	45,1°
Média	42,5°	42,7°	41,05°	35,9°	35,8°
Desvio padrão	2,68	3,68	3,81	3,47	3,64

Fonte: O Autor (2020).

A supressão vegetal é uma das causas para o aumento considerável da Temperatura da Superfície, a inexistência de cobertura vegetal na área justifica esse aumento, esses resultados vão de acordo com o trabalho realizado por Zorgetto e Bourscheidt (2018), em que foi constatou-se que amostras de áreas com solo exposto apresentam temperaturas superiores a 40°C, contrastando com alvos que tem algum tipo de cobertura vegetal.

Figura 19 - Mapa Temático – Temperatura da Superfície da área de estudo dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018.



Fonte: O Autor (2020).

No ano de 2004 observou-se que a variação entre a Temperatura da Superfície mínima foi pequena, comparada com o ano anterior, a temperatura máxima também sofre uma pequena variação, diminuindo cerca de 1 grau, que ocorreu principalmente por conta da presença de água no reservatório, contribuindo com a diminuição da temperatura local, esses resultados coincidem com Mendes; Danelichen e Pereira (2019) que afirmaram que maiores diferenças no mapeamento da Temperatura da Superfície são percebidas em áreas que representam pouco ou ausência de vegetação, enquanto que as menores diferenças são constatadas em áreas com corpos d'água.

O ano de 2013 teve o valor mínimo mais baixo entre os anos da série, observando a Figura 19 foi possível constatar que a Barragem Pão de Açúcar teve um volume considerável, Moreira (2009) ressaltou a importância dos corpos hídricos à medida que estes também funcionam como ilhas de frescor, levando em consideração que não refletem a energia recebida na faixa do infravermelho e apresentam baixa refletância na região do visível, evidenciando o aumento da radiação solar absorvida, o autor ainda chama atenção que parte dessa radiação absorvida é utilizada na evaporação, daí observa-se a diminuição das temperaturas.

Em 2018 a temperatura mínima aumentou levemente, neste ano o volume do reservatório diminuiu consideravelmente, destaque para a Serra do Ororubá, que concentra as temperaturas mais baixas do município, e isso se deve principalmente à cobertura vegetal, que atua na regulação do balanço climático da região, absorvendo boa parte da energia incidente e amenizando as temperaturas. Estes resultados coadunaram com os resultados encontrados por Sousa e Ferreira Júnior (2012) que afirmaram que áreas com vegetação densa a média, apresentam temperaturas entre 23°C e 30°C, em estudo sobre a utilização de índices espectrais no estudo da temperatura urbana do município de Goiânia-GO.

Outro fator importante na análise da Temperatura da Superfície se dá pela ocorrência do El Niño e La Niña, que possuem uma tendência a se alternarem entre período que variam em média 2 a 7 anos, como afirmaram Freire; Lima e Cavalcanti (2011). De acordo com os autores a periodicidade de ocorrência entre um evento e outro pode mudar de 1 a 10 anos e suas intensidades variam bastante em cada caso. O El Niño é um fenômeno meteorológico caracterizado por promover um aquecimento anormal do Oceano Pacífico, juntamente com o enfraquecimento dos ventos alísios, provocando mudanças na circulação atmosférica na região. Esses eventos estão

relacionados as secas e enchentes provocadas na região Nordeste, enquanto o El Niño promove o aquecimento das águas, La Niña é o oposto.

Com base nos dados do INPE (2016), na escala temporal estudada neste trabalho, os anos de ocorrência do El Niño foram 1997-1998 com intensidade forte, 2004-2005 com intensidade fraca, para os anos de 2013 e 2018 não foram registradas oscilações do fenômeno El Niño-Oscilação Sul (ENOS), que tem relação direta com a distribuição das chuvas no Nordeste Brasileiro.

5 TRATAMENTO ESTATÍSTICO ENTRE O SAVI, NDBI E NDWI NA COMPOSIÇÃO DA PAISAGEM NO MUNICÍPIO DE PESQUEIRA – PERNAMBUCO

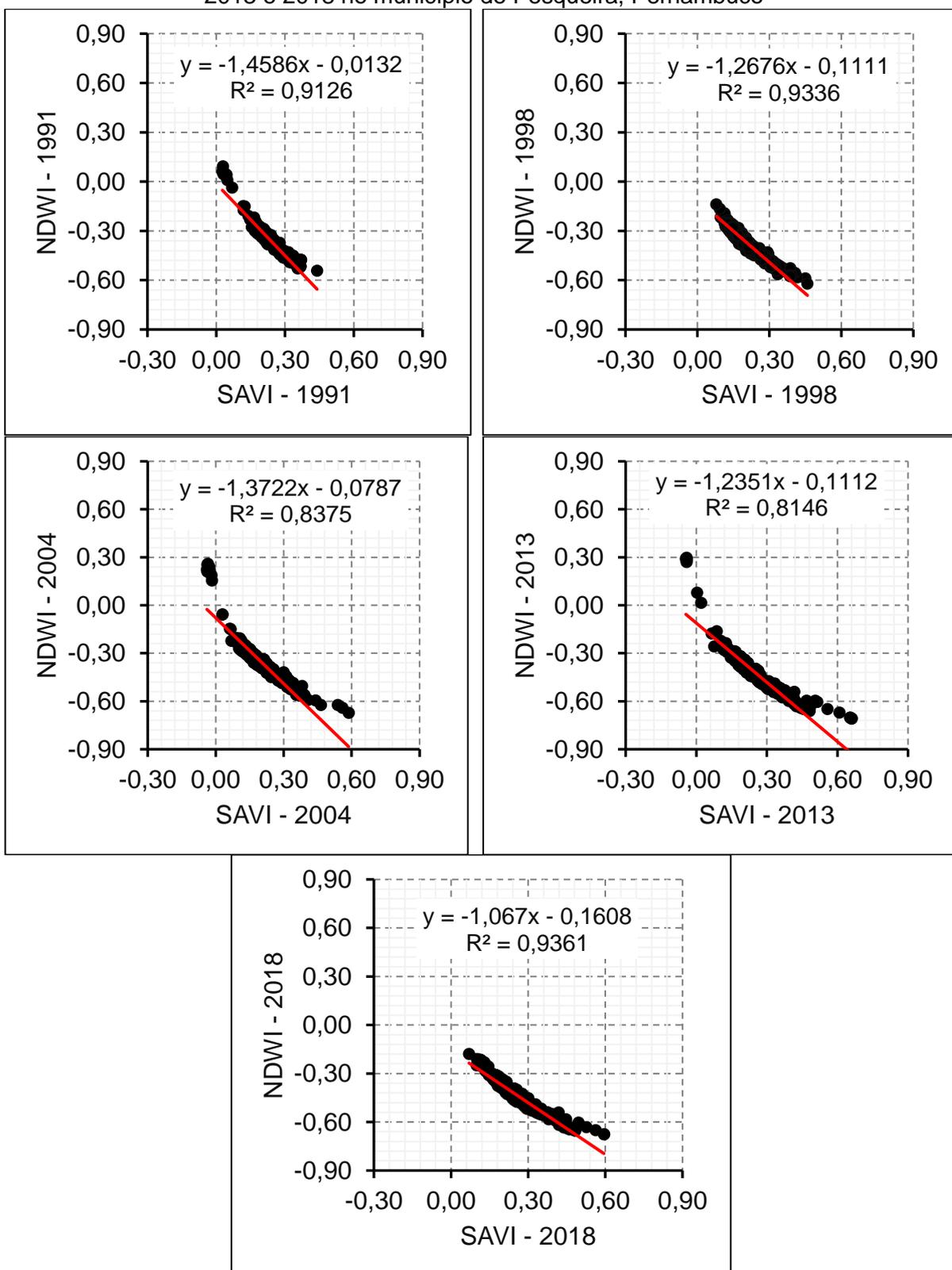
Para realização do procedimento foi estabelecida uma relação de causalidade entre os índices espectrais, buscando identificar a mudança observada em uma variável, quando a outra apresenta uma variação no seu valor, para Benvenuti (2005) o objetivo máximo da análise de regressão é prever ou estimar o valor da resposta associada com um valor fixo da variável explicativa.

Neste trabalho a relação de causalidade que se deseja expressar foi entre a variável vegetação, umidade e construção (SAVI, NDWI e NDBI). Teixeira (2018) realizou trabalho estabelecendo correlação entre índices espectrais e indicadores de desertificação em áreas do Sertão do Estado de Pernambuco, ressaltando a importância do estudo da vegetação em áreas áridas e semiáridas, uma vez que a cobertura vegetal pode variar ao longo do tempo, por fatores como fenologia, variações naturais nas chuvas e as culturas praticadas nestas regiões.

Foram obtidos os coeficientes de determinação das regressões lineares (R^2), como mostra a Tabela 16, representado por valor que está sempre entre 0 e 100%. O r-quadrado é uma medida estatística de quão próximos os dados estão da linha de regressão ajustada. Quanto maior o valor do r-quadrado, melhor o modelo se ajusta aos dados, assim quanto mais a variância for explicada pelo modelo de regressão, mais próximos os pontos de dados estarão em relação a linha de regressão ajustada.

Em trabalho realizado por Ferreira *et al.* (2012) foi constatado que áreas que continham vegetação do tipo Caatinga apresentavam variações de acordo com a precipitação, evidenciando valores de vegetação mais elevados e conseqüentemente ocorrem áreas com temperaturas mais amenas, nos períodos em que havia ausência de vegetação, principalmente nos períodos mais secos, foram registradas temperaturas mais elevadas. Para Costa (2015) essas mudanças e relações ficam ainda mais evidentes a medida em que ocorrem mudanças nas formas de uso e ocupação do solo, sobretudo, pela substituição das áreas com vegetação por solo exposto ou malha urbana.

Figura 20 – Diagrama de dispersão entre o SAVI e o NDWI dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco



Fonte: O Autor (2020).

Analisando a correlação entre o SAVI e NDWI, constatou-se que o valor do coeficiente R^2 diminui nos períodos em que ocorreram chuvas elevadas, que

contribuem para recarga dos reservatórios hídricos, diminuindo a quantidade de área verde e solo exposto presente na imagem.

O estudo do coeficiente de correlação, representado por (r), admitem valores que variam de -1 (correlação inversa) até +1 (correlação direta), sendo o valor 0 representativo de ausência de correlação linear (ANDRIOTTI, 2009), de acordo com a Tabela 15, pode-se constatar que a correlação entre SAVI e NDBI apresentou valores que variam de modo temporal, aumentando de acordo com a passagem dos anos, em 1991 era de -0,497 e em 2018 esse valor chegou a -0,901, indicando uma ótima correlação entre essas duas variáveis.

Essa relação entre corpos hídricos e cobertura vegetal também foi estudada por Sousa e Ferreira Jr (2012), que concluíram que áreas que incidem sobre corpos hídricos tendem a apresentar valores do SAVI e NDBI mais baixos, e que esses dois índices funcionam como bons parâmetros na distinção desse tipo de alvo aos tipos de cobertura vegetal e área urbana.

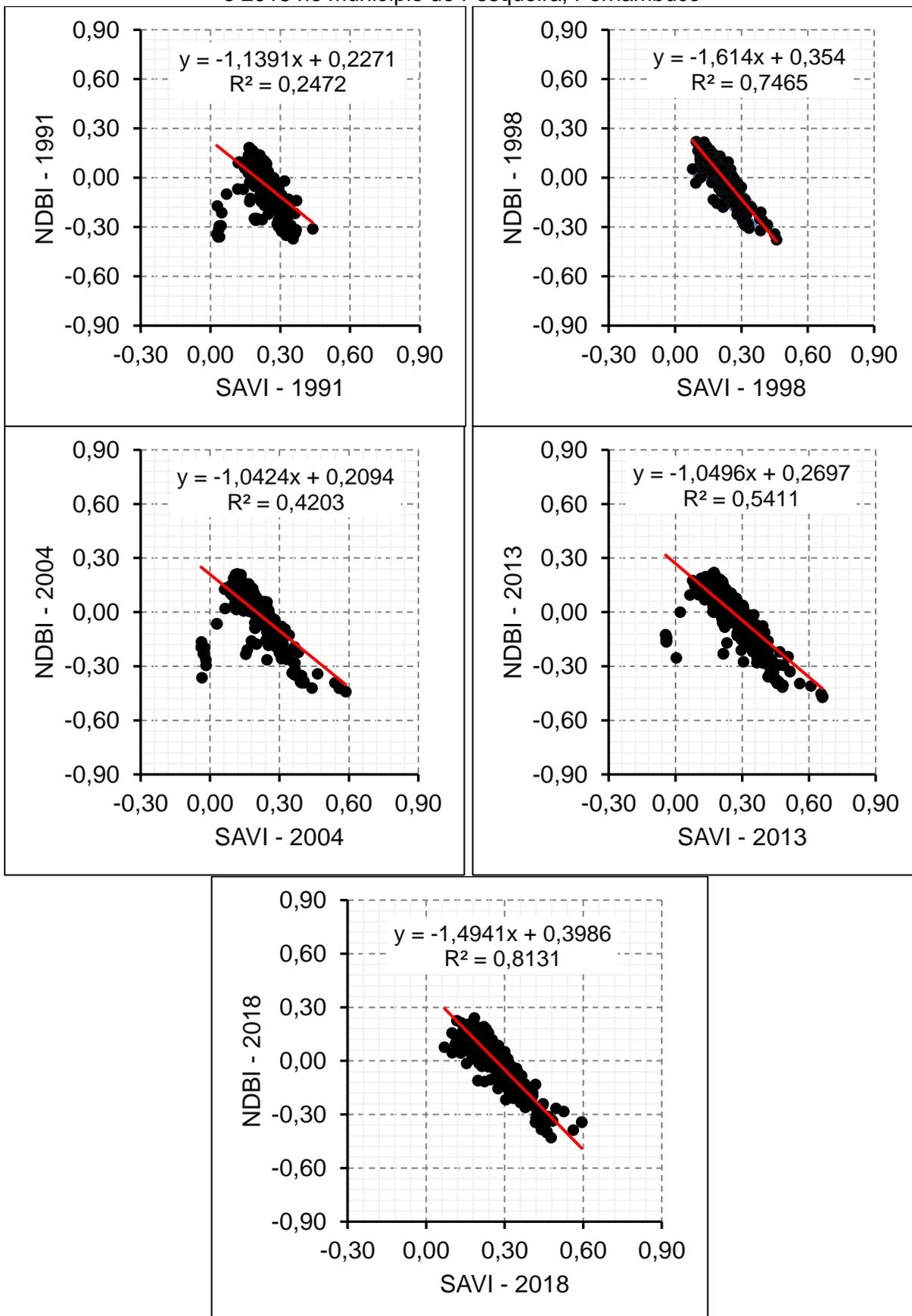
Tabela 15 - r entre os índices espectrais dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 do município de Pesqueira – PE

Ano	SAVI/NDWI	SAVI/NDBI
1991	-0,9553	-0,4972
1998	-0,9662	-0,8640
2004	-0,9151	-0,6483
2013	-0,9025	-0,7356
2018	-0,9675	-0,9017

Fonte: O Autor (2020).

A correlação entre o SAVI e o NDWI apresentou valores negativos muito próximos de -1, indicando uma correlação ótima entre essas duas variáveis, a correlação negativa, que é caracterizada como uma correlação inversa, aponta que a medida em que as áreas vegetadas aumentam, as áreas recobertas por corpos hídricos diminuem.

Figura 21 - Diagrama de dispersão entre o SAVI e o NDBI dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco



Fonte: O Autor (2020).

Sousa e Ferreira Jr. (2012) ressaltaram que os valores elevados do NDBI podem dar-se principalmente por conta da presença de solo exposto, afirmaram ainda que em uma análise mais precisa em que seja necessário identificar com exatidão os alvos urbanos dos demais alvos o NDBI não apresenta um aproveitamento muito efetivo, sendo necessário realizar a utilização de outros índices e indicadores de forma integrada.

Leite (2018) afirmou que os valores negativos associados tanto ao NDBI quanto a índices que utilizam a resposta espectral da vegetação normalmente estão associados a corpos hídricos, que se comportam com valores igual ou abaixo de zero, e que o crescimento de índices como o SAVI, por exemplo, reflete características de uma cobertura vegetal densa, com o dossel fotossinteticamente ativo.

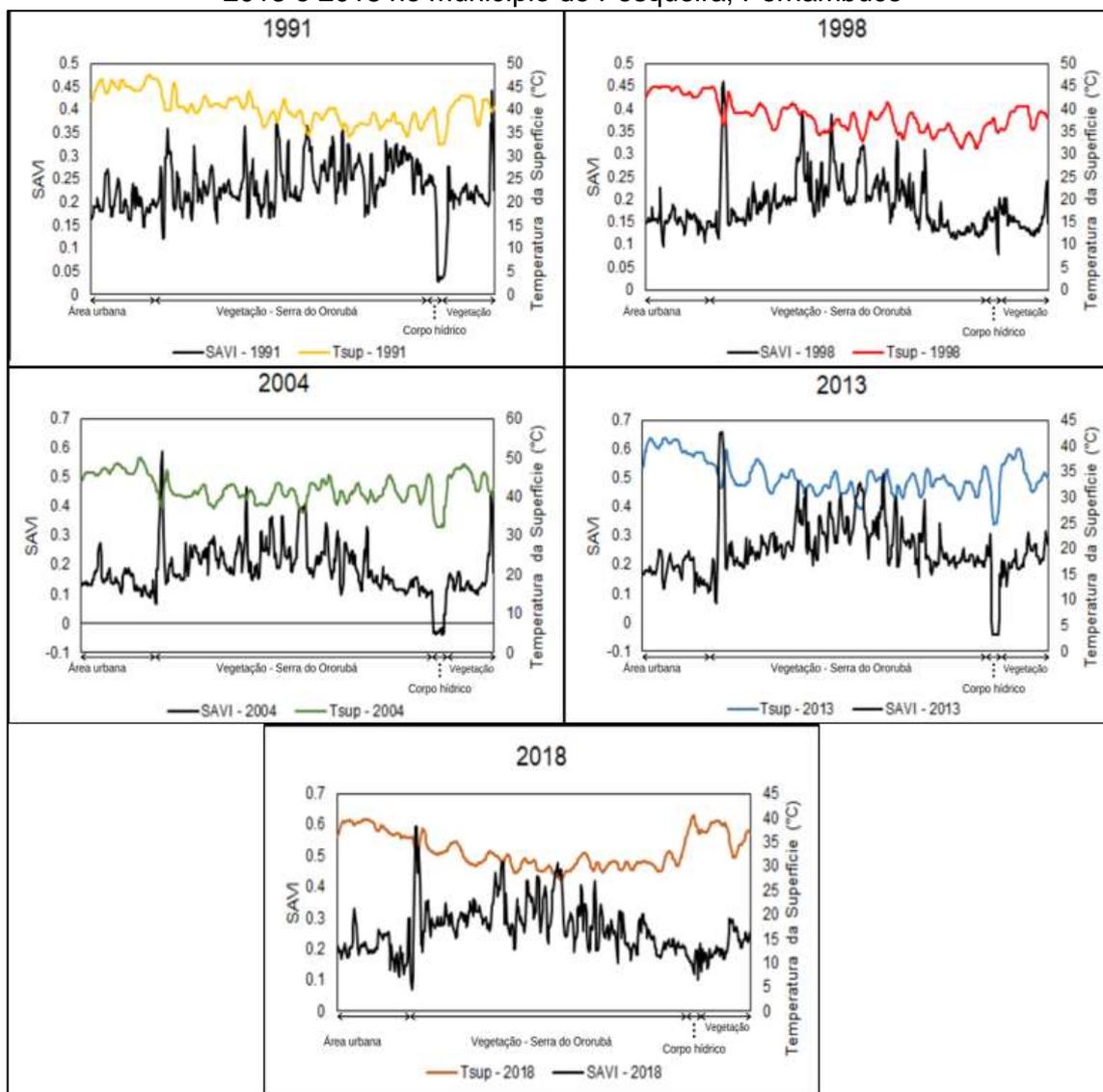
Tabela 16 - R² entre os índices espectrais dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 do município de Pesqueira, Pernambuco.

Ano	SAVI / NDWI	SAVI / NDBI
1991	0,9126	0,2472
1998	0,9336	0,7465
2004	0,8375	0,4203
2013	0,8146	0,5411
2018	0,9361	0,8131

Fonte: O Autor (2020).

A variação entre SAVI e Temperatura da Superfície (Figura 22) mostrou que superfícies recobertas por corpos hídricos e vegetação tendem a apresentar temperaturas da superfície mais amenas, ou seja, áreas com SAVI elevado têm valores para reflectância de Temperatura da Superfície mais baixos, essa correlação também foi encontrada por Texeira (2018) que afirmou que temperaturas acima de 36°C correlacionam melhor com baixos valores de índices de vegetação e que temperaturas menores que 33°C são associadas a maiores valores de SAVI, acima de 0,35. A correlação negativa indica que as duas variáveis movem-se em direções opostas.

Figura 22 - Variação entre o SAVI e Temperatura da Superfície dos anos 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 no município de Pesqueira, Pernambuco



Fonte: O Autor (2020).

Moreira e Amorim (2015) também afirmaram que as variações na temperatura da superfície podem se dar principalmente pelos tipos de uso e cobertura da terra e que temperaturas mais elevadas se localizam em áreas onde existem construções com coberturas metálicas, terrenos densamente construídos e solos expostos, áreas em que índices de vegetação correspondem com valores negativos. Que também condiz com os resultados desta pesquisa, que evidenciou que áreas com ausência de cobertura vegetal tendem a apresentar temperaturas da superfície mais elevadas.

Essas áreas do SAVI com valores negativos também estão associadas a presença de corpos hídricos, que atuam na regulação hidrotérmica da região, como observa-se no ano de 2004, na Figura 22, em que na área corresponde ao

Reservatório de Pão de Açúcar foram encontradas temperaturas relativamente amenas, entre 25°C e 30°C.

Portanto, concluiu-se que a realização da análise utilizando de todos os valores das reflectâncias dos índices espectrais proporciona um resultado mais condizente com a realidade do local, tendo em vista que os pixels irão refletir o comportamento espectral exatamente de acordo com a forma de uso e ocupação do solo, e que esses resultados podem variar em uma escala temporal, tendo em vista que as formas de uso do solo também mudam.

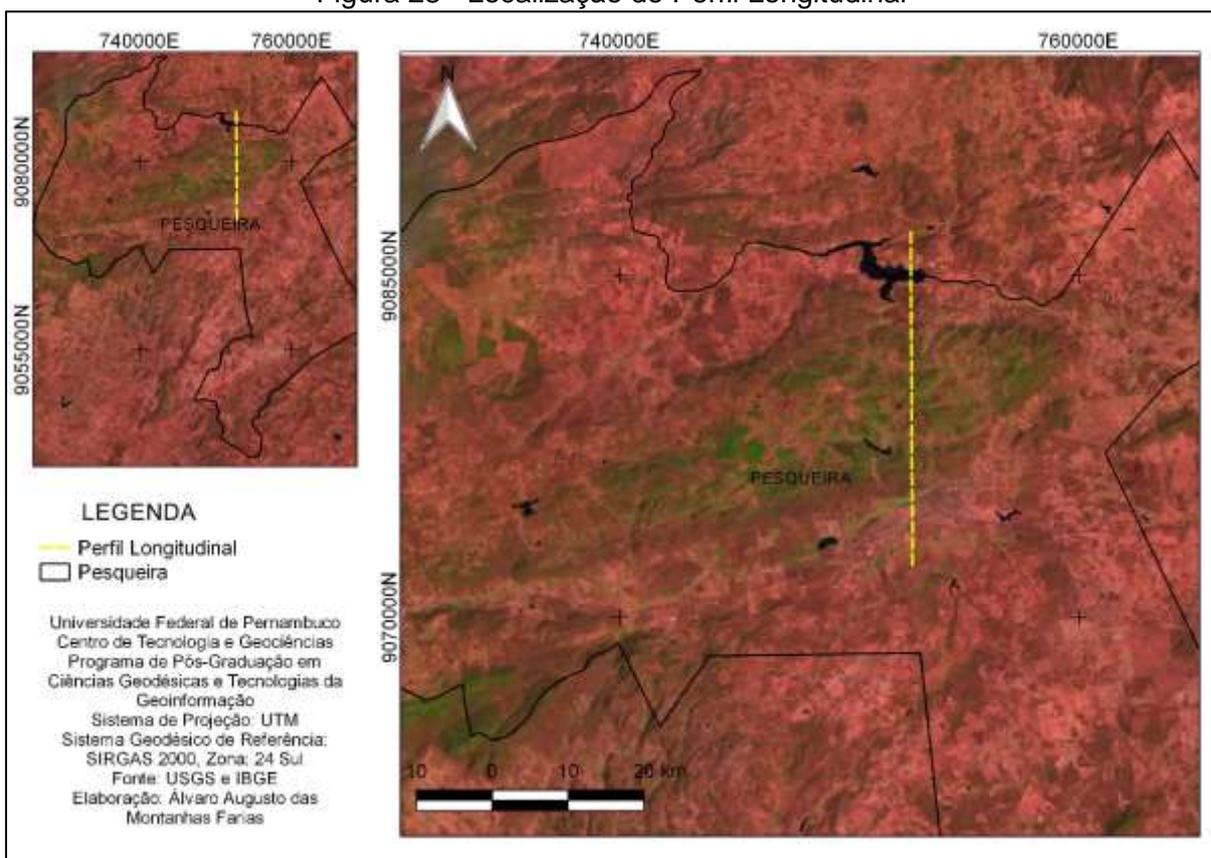
5.1 PERFIL LONGITUDINAL

Outra maneira de estabelecer a relação entre as variáveis estudadas se dá por meio da utilização do Perfil Longitudinal, que está compreendido entre o intervalo de coordenadas 9081000N e 751500E (Figura 23) de modo que fosse captado o comportamento dos pixels entre parcelas com usos do solo diferentes, passando pelo núcleo urbano do município de Pesqueira, a Serra do Ororubá onde se concentra a maior quantidade de biomassa vegetal ativa na área de estudo, e a Barragem Pão de Açúcar que tem índices de umidades elevados e grande capacidade de absorção da energia incidente, para identificar a variação e a correlação existente entre os índices espectrais.

O uso do Perfil Longitudinal permite a visualização do perfil da área estudada no ponto de interesse de acordo com o índice espectral utilizado, os dados produzidos a partir do uso desta ferramenta permitem a análise das particularidades da área, bem como o comportamento dos pixels de acordo com os valores da reflectância.

Com base no Perfil Longitudinal, pode-se estabelecer uma relação entre os índices espectrais SAVI e NDWI, com a utilização desta ferramenta foi possível identificar também o comportamento dos índices espectrais em áreas semelhantes, assim, os três índices espectrais SAVI, NDWI e Temperatura da Superfície puderam ser analisados de acordo com a área e a forma de uso e ocupação do solo, como área vegetada, área urbana e corpo hídrico.

Figura 23 - Localização do Perfil Longitudinal



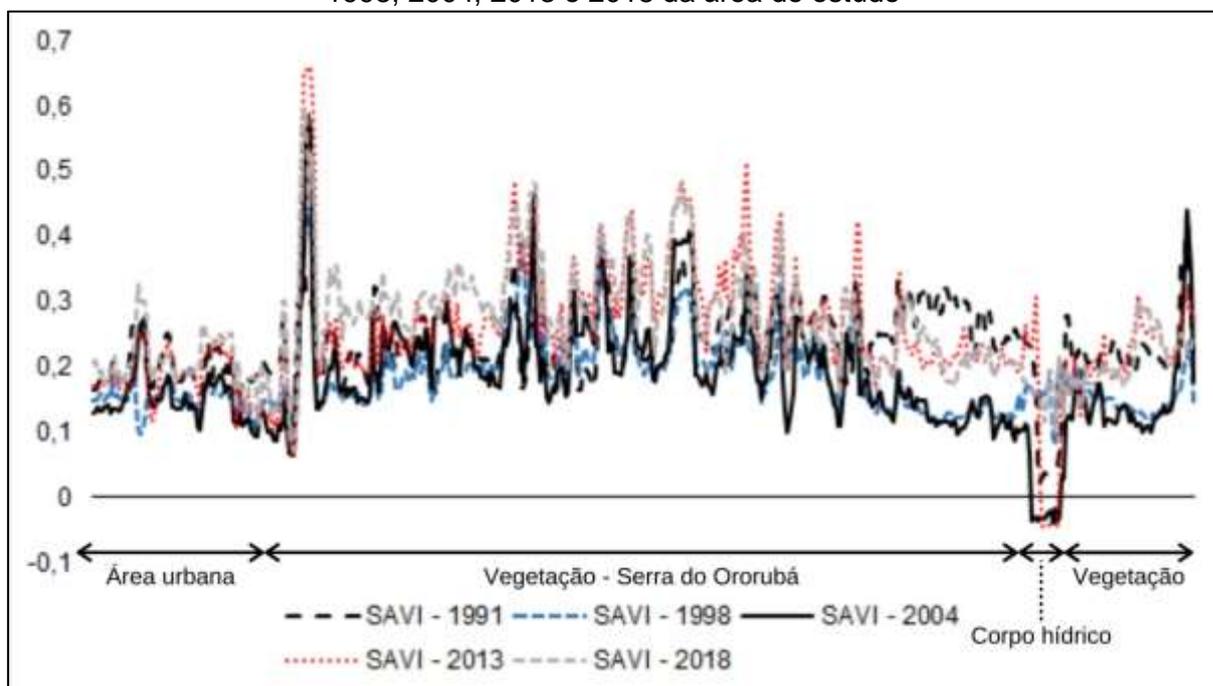
Fonte: O Autor (2020).

A área respectiva do gráfico que evidenciou valores mínimos negativos do SAVI mostrou o momento em que o Perfil Longitudinal passa pela Barragem Pão de Açúcar, as áreas mais elevadas do gráfico e com valores positivos estão relacionadas a Serra do Ororubá, com reflectâncias entre 0,3 a 0,7 em determinados anos, essa área tende a permanecer com a cobertura vegetal constante ao longo de todos os anos estudados da escala temporal, favorecido pela umidade que se concentra na área por conta da altimetria, variando em torno de 900 a 1000 m de altitude.

Destacou-se, a partir da utilização do Perfil Longitudinal, que o SAVI apresentou os menores valores na área correspondente ao corpo hídrico (Figura 24), chegando a atingir valores negativos entre 0 e -0,04, principalmente nos anos em que a Barragem Pão de Açúcar estava com volume elevado, nos anos de 2018 e 1998 a área correspondente a barragem apresentou valores positivos, pois o resultado dos pixels correspondiam principalmente a áreas com solo exposto, com pixels entre 0,1 a 0,3. Os valores das áreas com solo exposto foram muito semelhantes aos valores

contidos nas áreas com presença da malha urbana, variando entre 0,1 a 0,3, que são os valores positivos mais baixos para o SAVI.

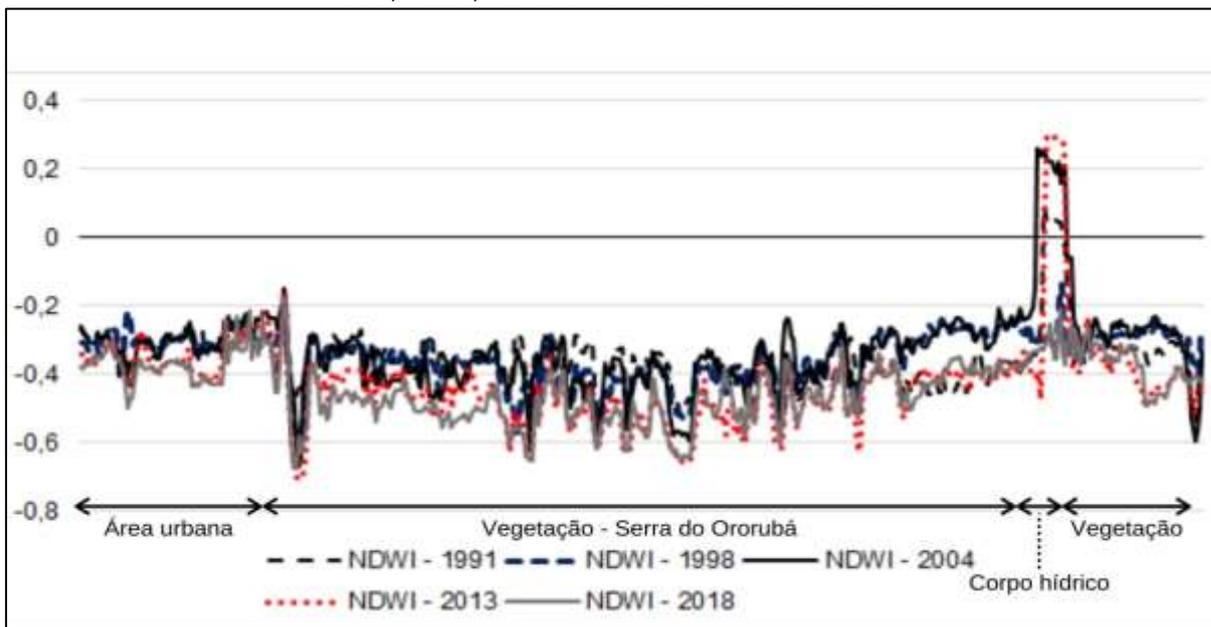
Figura 24 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo



Fonte: O Autor (2020).

Observou-se a relação de oposição entre o SAVI e o NDWI, por conta das diferenças de posição sobre as mesmas áreas nos gráficos, enquanto o SAVI apontou valores positivos para cobertura vegetal, o NDWI apontará valores negativos, entre -0,2 a -0,6, como mostra a Figura 25, em que a área compreendida nos domínios da Serra do Ororubá apresentará os valores mais baixos para o NDWI. A área que corresponde a Barragem Pão de Açúcar contabilizou os pixels positivos, variando entre 0 e 0,3, apenas nos anos em que havia volume de água no reservatório. A assinatura espectral do NDWI na área urbana é negativa, entre -0,2 a -0,4, com relativo aumento na série estudada, principalmente no ano de 2018, quando a malha urbana do município de Pesqueira aparece de forma mais nítida na cena.

Figura 25 - Comportamento dos valores do NDWI no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo



Fonte: O Autor (2020).

O Perfil Longitudinal da Temperatura da Superfície, Figura 26, mostrou que as temperaturas mais amenas, variando em torno de 25°C a 30°C foram encontradas em áreas próximas ao corpo hídrico, principalmente nos anos de 2004 e 2013, quando o volume do reservatório se encontrava elevado.

Em estudo realizado por Mendonça e Dubreuil (2005), com uso de imagens TM Landsat na Região Metropolitana de Curitiba, destacaram a importância dos corpos hídricos tendo em vista que superfícies mais aquecidas se destacaram daquelas correspondentes às laminais d'água, pois a água desempenha um importante papel na retenção do calor, sendo um dos melhores reguladores térmicos da natureza, que compatibiliza com os resultados abordados nesta pesquisa, que aponta que a área próxima ao reservatório de Pão de Açúcar apresenta temperaturas mais amenas.

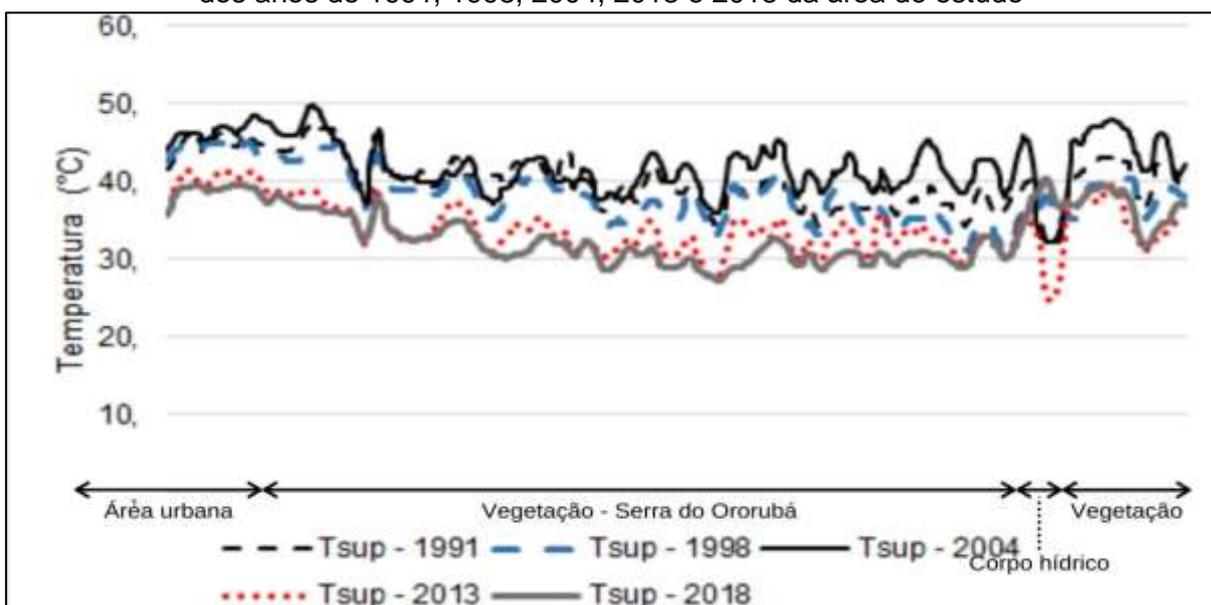
As temperaturas mais elevadas encontravam-se em áreas próximas ao centro urbano do município de Pesqueira, variando entre 35°C e 50°C, estes valores tendem a ficar elevados principalmente nos anos em que a ocorrência de chuvas também diminuiu, áreas com cobertura vegetal tenderam a permanecer com temperaturas entre 30°C e 45°C, destacando a relação entre vegetação e temperatura.

No trabalho realizado por Di Pace e Araujo (2010) o aumento das temperaturas da superfície se relacionaram principalmente com áreas que sofreram com forte adensamento urbano, onde ocorreu a substituição da cobertura vegetal por malha

urbana, não obstante disso, na área de estudo a área que corresponde ao tecido urbano, apresenta valores do SAVI mais baixos e conseqüentemente valores da temperatura da superfície mais elevados. Na análise do gráfico, no ano de 1991 a área urbana apresentou SAVI entre 0,15 e 0,25, com temperaturas entre 40°C e 45°C, situação oposta a que ocorre na área com presença de vegetação, que tem SAVI mais elevado, entre 0,25 e 0,40, e temperaturas mais amenas, entre 30°C e 35°C.

Barbosa e Vecchia (2006) também encontraram valores de Temperatura da Superfície mais elevados em áreas urbanizadas, apontaram ainda que a urbanização e as características de uso e ocupação do solo são responsáveis pela distribuição da temperatura do ar, gerando ilhas de calor em meio aos espaços urbanos, corroborando com a diminuição das áreas verdes e conseqüentemente valores mais baixos para os índices que tem resposta espectral associada a vegetação.

Figura 26 - Comportamento dos valores da Temperatura da Superfície no Perfil Longitudinal dos anos de 1991, 1998, 2004, 2013 e 2018 da área de estudo



Fonte: O Autor (2020).

Mendonça e Dubreuil (2005) denotaram que áreas com forte adensamento de edificações, mais aquecidas que o entorno devido ao acúmulo de calor em suas superfícies mineralizadas, possuem um índice de reflexão maior do que áreas vegetadas, implicando diretamente no aumento das temperaturas nessas localidades. Esses resultados compatibilizaram com os resultados trazidos por esta pesquisa, pois

constatou-se que áreas com presença de malha urbana tem temperaturas mais elevadas do que áreas com a superfície recoberta por vegetação ou corpos hídricos.

As Figuras 24, 25 e 26 mostraram que a correlação entre os índices não é só possível como também evidenciaram a importância da cobertura vegetal em torno da Serra do Ororubá para o município de Pesqueira-PE, água e vegetação combinados, formam reguladores hidroclimáticos naturais que atuam na amenização das temperaturas locais. Moreira e Nóbrega (2011) afirmaram que a energia térmica absorvida pelos espaços urbanos é utilizada apenas para o aquecimento, contribuindo com o aumento da temperatura da superfície, ao contrário da vegetação, que absorve a energia e a utiliza para realização dos processos fotossintéticos.

6 CONCLUSÕES

Os resultados desta pesquisa evidenciaram o conjunto de mudanças que ocorreram na composição das paisagens naturais do município de Pesqueira, que detém em seu território a presença de um brejo de altitude, considerado como um enclave na paisagem do semiárido do Nordeste, pela sua capacidade de retenção de umidade de contiguidade da cobertura vegetal em todos os anos estudados neste trabalho.

A partir da aplicação do NDWI que obteve bons resultados para o delineamento da Barragem de Pão de Açúcar e também pela possibilidade de monitoramento do volume de água do reservatório, é importante citar que este índice espectral poderia obter resultados ainda mais precisos em áreas com presença de corpos hídricos maiores, destacando que a área contém rios de regime intermitente, que são afetados pelas condições climáticas e tem o volume acrescido nos períodos mais úmidos do ano, sobretudo no inverno.

O uso do Índice de Diferença Normalizada de Áreas Construídas (NDBI) além de trazer resultados sobre as características do crescimento do tecido urbano trouxe também informações referentes às condições da cobertura vegetal da área de estudo, visto que como apontado por alguns autores, na aplicação deste índice espectral muitas vezes decorrem assinaturas espectrais de áreas com solo exposto muito similares as de áreas construídas, dessa maneira a utilização deste índice deve estar associada com outros dados que compatíveis com o crescimento urbano, tais como o aumento populacional, dados de população urbana e rural, proporcionando um resultado que condiz com a realidade da área de estudo.

A utilização do SAVI permitiu que fossem obtidas informações a respeito das condições da cobertura vegetal na área de estudo, a minimização do efeito *background* do solo conduziu a uma análise mais condizente com o tipo e cobertura vegetal da região, que é caracterizada pela presença de vegetação do tipo arbórea e arbustiva, sendo assim a constante L, de ajuste do solo, tem caráter fundamental nessa variação do NDVI.

A correlação demonstrada nesta pesquisa entre SAVI, NDWI e NDBI demonstrou a importância da correlação dos dados dos índices espectrais com o intuito de identificar as flutuações em todo período de estudo, pois caracterizando a vegetação é possível constatar que ela exerce influência direta nos valores de

umidade e conseqüentemente promove alterações nas temperaturas locais. A sazonalidade da área é outro fator que deve ser considerado durante as análises nos domínios fitogeográficos do tipo Caatinga, tendo em vista que a vegetação muda de forma considerável e é muito sensível a eventos de origem pluviométrica.

A utilização dos mapas temáticos traz uma maneira prática de identificar e analisar as modificações que ocorreram ao longo dos anos em questão, trazidos pela pesquisa. O tratamento dos dados estatísticos, associado com a interpretação dos mapas propõe uma análise mais completa, permitindo a visualização espacial desses dados.

A correlação entre SAVI e NDWI apresentou coeficiente de correlação muito forte, indicando que esses dois índices espectrais tem uma relação de oposição. A correlação entre SAVI e NDBI também foi de médio a forte, principalmente nos anos secos, indicando que esses índices trazem bons resultados para áreas com características áridas e semiáridas.

Em suma, conclui-se que os índices espectrais despontam como ferramentas de baixo custo e com bastante eficácia, trazendo resultados satisfatórios para a realização de análises multitemporais, produzindo um acervo rico em informações dessas regiões do semiárido nordestino, que condizem com as alterações que foram promovidas nas paisagens naturais da área de estudo.

REFERÊNCIAS

- AB'SABER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. 7 ed. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003. 160p.
- ALLEN, R. G.; TREZZA, R.; TASUMI, M. **Surface energy balance algorithms for land**. Advance training and user's manual, version 1.0. Kimberly: The Idaho Department of Water Resources, 2002. 98p.
- ALMEIDA, A. Q. ; MELLO, A. A. NETO, A. L. D. FERRAZ, R. C. Relações empíricas entre as características dendrométricas da Caatinga brasileira e dados TM Landsat 5. **Pesq. agropec. bras.**, v. 49, n. 4. p. 306-315, abr. 2014.
- ALMEIDA, D. N. O; OLIVEIRA, L. M. M; CANDEIAS, A. L. B; BEZERRA, U. A; LEITE, A. C. S. Uso e cobertura do solo utilizando geoprocessamento em municípios do Agreste de Pernambuco. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**. v. 4, n. 1, p. 58-68, 2018
- ALVES, E. C.; SILVA. C. F.; COSSICH, E. S.; TAVARES, G; SOUZA FILHO, E. E. de.. Avaliação da qualidade da água da bacia do rio Pirapó – Maringá, Estado do Paraná, por meio de parâmetros físicos, químicos e microbiológicos. **Acta Sci. Technol**, Maringá, v. 30, n. 1, p. 39-48, 2008.
- ALVES, J. J. A; ARAUJO, M. A; NASCIMENTO, S. S. Degradação da caatinga: uma investigação ecogeográfica. **Revista Caatinga**, Mossoró, RN, v. 22, n. 3, p. 126-135, julho/setembro 2009. Disponível em: <http://200.137.6.4/revistas/index.php/sistema/article/view/560/645>. Acesso em: 22 jul. 2018.
- ALVES, T. L. B; AZEVEDO, P. V; SANTOS, C. A. C; SANTOS, F. A. C. Evolução espaço-temporal do albedo e da cobertura vegetal da superfície na bacia hidrográfica do alto curso do Rio Paraíba. **Geosul**, v. 33, n. 66, p. 147-171, 2018.
- AMORIM, M. C. C. T. Ilhas de calor superficiais: frequência da intensidade e variabilidade espacial em cidade de clima tropical continental. **Geo UERJ**, n. 34, 2018.
- BRASIL. Agência Nacional de Águas. **Reservatórios do semiárido brasileiro: hidrologia, balanço hídrico e operação: Anexo E**. Brasília: ANA, 2017. 178 p.
- ANDRADA, E. K. P; ANDRADE, A. R. S; ZAMORA, V. R. O; SILVA, P. R. L. A; SANTOS, M. K. S; AZEVEDO, P. R. Periodicidades na distribuição homogênea da precipitação no Agreste pernambucano. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 3, n. 1, p. 100-117, 2018.
- ANDRADE, C. B.; OLIVEIRA, L. M. M.; OMENA, J. A. M.; VILLAR, A. C.; GUSMÃO, L.; RODRIGUES. D. F; B. Avaliação de índices de vegetação e características fisiográficas no Sertão pernambucano. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**, v. 4, n.1, p. 97-107. Recife-PE, 2018.

ANDRADE-LIMA, D. The caatingas dominium. **Revista Brasileira de Botânica**, v. 4, p. 149-163, 1981.

ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo – RS: Editora Unisinos, 2009. 166 p.

ARAÚJO, A. L.; SILVA, M. T.; SILVA, B. B.; SANTOS, C. A. C.; DANTAS, M. P. Análise das mudanças de parâmetros biofísicos sobre o Nordeste Brasileiro de 2002 a 2011 com dados Modis. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 4, p. 589-599, 2018.

ARAÚJO, E. D. S.; SILVA, J. B.; MACHADO, C. C. C. Identificação de Ilhas de calor na cidade de Campina Grande-PB utilizando Sensoriamento Remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 2, p. 614-626, 2016.

ARAÚJO, A. L.; SANTOS, C. A. C.; SILVA, B. B.; BEZERRA, B. G.; BORGES, V. P. Refinamento de imagens termais Landsat 5 – TM com base em classes de NDVI. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 27, n. 4, 2012.

BACIC, B. L. J. **Análise da mancha urbana a partir de séries temporais de imagens Landsat**: estudo de caso dos municípios do trecho oeste do rodovial Mário Covas. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018. 87 f.

BARBOSA, A. H. S., CARVALHO, R. G., CAMACHO, R. G. V., Aplicação do NDVI para a Análise da Distribuição Espacial da Cobertura Vegetal na Região Serrana de Martins e Portalegre – Estado do Rio Grande do Norte. **Revista do Departamento de Geografia**. v. 33, p. 128-143. 2017.

BARBOSA, D. C. A.; ALVES, J. L. de H.; PRAZERES, S. de M.; PAIVA, A. M. A.. Dados fenológicos de 10 espécies arbóreas de uma área de Caatinga (Alagoinha-PE). **Acta Botânica brasileira**, v. 3, n. 2, p. 109-117, 1989.

BARBOSA, R. V. R.; VECCHIA, F. A. S. Estudos de ilha de calor urbana por meio de imagens do Landsat 7 ETM+: estudo de caso em São Carlos (SP). **Minerva**, v. 6, n. 3. p. 273-278, 2006.

BECERA, J. A. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; ALVALÁ, R. C. S. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região do cerrado da Amazônia Legal, usando índices espectrais de vegetação. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 2, São Paulo, 2009.

BENÍCIO, P. C. N. **Análise de dados Aster e TOPODATA usando índices físicos**. 2018. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) - Universidade Federal de Pernambuco, 2018, 65 f.

BENTES, A. L. S.; BRASIL NETO, A. B.; ANDRADE, P. C.; BRAGA, A. N.; PERES, V. C.; SANTOS JÚNIOR, R. A. T.; FRANCO, J. B.; SANTOS, B. S. Dinâmica do uso do solo na Ilha de Caratateua, Belém, Pará. **Agroecossistemas**, v. 9, n. 2, p. 360-369, 2017.

BENVENUTI, F. A. **Relação de índices espectrais de vegetação com a produtividade da cana de açúcar e atributos edáficos**. 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005. 120 f.

BEZERRA, J. M.; MOURA, G. B. A; SILVA, B. B.; LOPES, P. M. O.; SILVA, E. F. F. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 1, p. 73-84, 2014.

BEZERRA, U. A.; OLIVEIRA, L. M. M.; LEITE, A. C. S.; ALMEIDA, D. N. O. A.; CANDEIAS, A. L. B.; TAVARES JÚNIOR, J. R.. Multitemporal analysis of vegetation indices for the superior region of the Moxotó River hydrographic basin. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 7, n. 5, p. 272-283, 2017.

BILAR, A. B. C; PIMENTEL, R. M. M; CERQUEIRA, M. A. Monitoramento da cobertura vegetal através de índices biofísicos e gestão de áreas protegidas. **Geosul**, Florianópolis, v. 33, n. 68, p. 236-259, set/dez, 2018.

BLACKBURN, D. M., MONTENEGRO, A. A. A., MONTENEGRO, S. M. G. Recarga do aquífero aluvial a partir da agricultura irrigada e suas implicações na qualidade da água subterrânea em Pesqueira-PE. *In*: CONGRESSO BRASILEIRO DE ÁGUAS SUBTERRÂNEAS, 12., São Paulo. **Anais** [...]. São Paulo: CBAS, 2002.

BRASIL. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Centro Nacional de Pesquisa de Monitoramento por Satélite**, 2013. Disponível em: https://www.cnpm.embrapa.br/projetos/sat/conteudo/missao_landsat.html. Acesso em: 29 jun. 2019.

BRASIL. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Landsat – Características do satélite**. Disponível em: <https://www.cnpm.embrapa.br/projetos/cdbrasil/txt/landsat.htm>. Acesso em: 12 set. 2018.

BRASIL. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Enciclopédia dos municípios brasileiros**. Rio de Janeiro, 1958. v. 18. p. 2010-213. Disponível em: https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv27295_18.pdf. Acesso em: 15 jul. 2018.

BRASIL. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **IBGE Cidades: Panorama do município de Pesqueira, Caruaru, Gravatá, Belo Jardim, Bezerros, Sanharó, Alagoinha, São Bento do Una, São Caetano, Cachoeirinha, Riacho das Almas, Brejo da Madre de Deus, Tacaimbó, Capoeiras, Poção, Jataúba**, 2017. Disponível em: <http://cidades.ibge.gov.br>. Acesso em: 20 out. 2019.

BRASIL. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual técnico de uso da terra**. 3 ed. Rio de Janeiro, IBGE, 2013.

BRASIL. Ministério da Agricultura e do Abastecimento. **Projeto de apoio ao planejamento do desenvolvimento da fruticultura irrigada do Estado de Pernambuco**. Brasília: MAA, 1998. v. 1, 185 p.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Uso sustentável e conservação dos recursos florestais da caatinga**. Maria Auxiliadora Gariglio *et al.* (Orgs.). Brasília: Serviço Florestal Brasileiro, 2010. 368p.

BRASIL. Serviço Geológico do Brasil. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea**. Diagnóstico do município de Pesqueira, Caruaru, Gravatá, Belo Jardim, Bezerros, Sanharó, Alagoinha, São Bento do Una, São Caetano, Cachoeirinha, Riacho das Almas, Brejo da Madre de Deus, Tacaimbó, Capoeiras, Poção, Jataúba, estado de Pernambuco. Org. MASCARENHAS, J.C.; BELTRÃO, B. A.; SOUZA JÚNIOR, L.C.; GALVÃO, M. J. T. G.; PEREIRA, S. N.; MIRANDA, J. L. F. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005.

BRASIL. **Decreto nº 97.632 de 10 de abril de 1989**. Dispõe sobre a regulamentação do Artigo 2º, inciso VIII, da Lei nº 6.938, de 31 de agosto de 1981, e dá outras providências. Diário Oficial, Brasília, DF, 10 de abril de 1989

BRASILEIRO, R. S. Alternativas de desenvolvimento sustentável no semiárido nordestino: da degradação à conservação. **Scientia Plena**, vol. 5, n. 5, p. 1-12, março/2009. Disponível em: <http://observatorio.faculdadeguanambi.edu.br/wp-content/uploads/2015/04/Brasileiro-2009.pdf>. Acesso em: 22 jul. 2018.

CALLEJAS, I. J. A; DURANTE, L. C; OLIVEIRA, A. S; NOGUEIRA, M. C. J. A. Uso do solo e temperatura superficial em área urbana. **Mecator – Revista da Geografia da UFC**, v. 10, n. 23, p. 207-223, 2011.

CARVALHO JÚNIOR, O. A. Aplicações e perspectivas do Sensoriamento Remoto para o mapeamento de áreas inundáveis. **Revista de Geografia**, v. 35, n. 4, Recife-PE, 2018.

CAVALCANTI, B. **No tacho, o ponto desandou**: a história de Pesqueira, de 1930 a 1950. 2005. Tese (Doutorado em História) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2005. 268 f.

CHAGAS, M. G. S. DAS., GALVINÍCIO, J. D., PIMENTEL, R. M. M. Avaliação da dinâmica espectral da vegetação de caatinga em Arcoverde, Pernambuco. **Revista de Geografia**, v. 25, p. 45-60, 2008.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures ans Postcalibration Dynamic Ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41. n. 11, p. 2674-2677, 2003.

CORREA, M. J. **Impacto da urbanização nas temperaturas do ar e de superfície da região metropolitana de Fortaleza**. 2019. Dissertação (Mestrado em Ciências Climáticas) - Centro de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2019. 97 f.

COSTA, E. V. S. **Relação entre ilhas de calor urbano e mudanças no uso da terra**: um estudo de caso para Londrina – PR. 2015. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2015.

84 f.

CUNHA, J. E. B. L. **Monitoramento ambiental por sensoriamento remoto: avaliação, automação e aplicação ao bioma Caatinga utilizando séries históricas Landsat**. 2018. Tese (Doutorado em Recursos Naturais), Universidade Federal de Campina Grande, 2018, 104 f.

DANTAS, H. R. GUEDES, J. C. F.; COSTA, D. F. da S.; SILVA, F. M. da. Avaliação da susceptibilidade à degradação ambiental em um município serrano do semiárido do Brasil (Cerro Corá-RN). **Caderno de Geografia**, v. 28, n. 55, p. 2318-2962, 2018.

DELUIZ, N; NOVICKI, V. Trabalho, meio ambiente e desenvolvimento sustentável: implicações para uma proposta de formação crítica. **Senac Journal of Education and Work**, v. 30, n. 2, 2017.

DI PACE, F. T; ARAUJO, T. L. Valores instantâneos da Temperatura da Superfície Terrestre na cidade de Maceió-AL utilizando imagens do satélite TM/Landsat 5. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 3, p. 104-111, 2010.

DRUMOND, M. A.; KIILL, L. H. P.; LIMA, P. C. F.; OLIVEIRA, M. C.; OLIVEIRA, V. R.; ALBUQUEQUE, S. G.; NASCIMENTO, C. E. de. S.; CAVALCANTI, J. **Estratégias para o uso sustentável da biodiversidade da caatinga**. Petrolina, 2000.

DUFFIE, J. A., BECKMAN, W. A. **Solar Engineering of Thermal Process**. New Jersey: John Willey & Sons, Inc, Hoboken, 2006. 893 p.

DUMKE, E. M. S. **Clima urbano/conforto térmico e condições de vida na cidade – uma perspectiva a partir do aglomerado urbano da Região Metropolitana de Curitiba (AU-RMC)**. 2007. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2007. 429 f.

FARIAS, M. O.; CANDEIAS, A. L. B.; OLIVEIRA, L. M. M.de.; ALMEIDA; D. N. O. de; TAVARES JÚNIOR, J. R.. Variabilidade espaço-temporal da cobertura do solo por índices de vegetação e água no Agreste Pernambucano. **Revista Brasileira de Agrotecnologia**, v. 7, n. 3, 2017.

FERREIRA, J. M. S.; FERREIRA, H. dos S.; SILVA, H. A. da.; SANTOS, A. M. dos.; GALVÍNCIO, J. D. Análise Espaço-Temporal da Dinâmica da Vegetação de Caatinga no Município de Petrolina-PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 4, p. 904-922. 2012.

FERREIRA Jr, J. J; DANTAS, M. J. F. Análise do Albedo da superfície e de índices de vegetação por sensoriamento remoto na bacia hidrográfica do Rio Pacoti/CE. **Revista Tecnologia**, 2018.

FERREIRA, L. C. **Ideias para uma sociologia da questão ambiental no Brasil**. São Paulo: Annablume, 2006.

FERREIRA, T. R. **Estimativa do uso de água na irrigação no polo Petrolina/Juazeiro por sensoriamento remoto**. 2018. Dissertação (Mestrado em Meteorologia), Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2018. 65 f.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3. ed. São Paulo: Oficina de textos, 2011. 128 p.

FRANCISCO, P. R. M; CHAVES, I. B; CHAVES, L. H. G; LIMA, E. R. V; SILVA, B. B. Análise espectral e avaliação de índices de vegetação para mapeamento da caatinga. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 10, n. 3, p. 1-12, 2015.

FREITAS, V. A. L. BASSO, L. O. FERRI, R. **Sensoriamento remoto e geoprocessamento - Módulo 3**. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, RS. 2015.

GALINDO, B. F. C. **A cidade das chaminés: história da industrialização de Pesqueira**. 2007. Dissertação (Mestrado em Administração). Faculdade de Boa Viagem – Centro de Pesquisa e Pós-Graduação em Administração. 146 f. Recife, 2007.

GALVÍNCIO, J. D; PEREIRA, J. A. S; FRANÇA, L. M. A; LINS, T. M. P. Análise da variação da vegetação dos períodos secos e chuvosos através de SAVI e Albedo de Superfície no município de Belo Jardim-PE. **REDE – Revista Eletrônica do PRODEMA**, Fortaleza, v. 10, n. 2, 2016.

GAMARRA, N. L. R; CORREA, M. P; TARGINO, A. C. L. Utilização de sensoriamento remoto em análises de albedo e temperatura da superfície em Londrina – PR: contribuições para estudos de ilha de calor urbana. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 4, São Paulo, 2014.

GAO, B. C. NDWI – A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, v. 58(3), p. 257-266, 1996.

GARCIA-SANTOS, V; CUXART, J; MARTÍNEZ-VILLAGRASA, D; JIMÉNEZ, M. A; SIMÓ, G. Comparison of Three Methods for Estimating Land Surface Temperature from Landsat 8 – TIRS Sensor Data. **Remote Sens**, v. 10, 2018.

GILLESPIE, T. W; OSTERMANN-KELM, S; DONG, C; WILLIS, K. S; OKIN, G. S; MACDONALD, G. M. Monitoring changes of NDVI in protected areas of southern California. **Ecological Indicators**, v. 88, p. 485-494, 2018.

GIULIETTI, A.M; RIPINI, A.; ANDRADE, M. J. G. de.; SILVA, J. M. C. da. **Plantas raras do Brasil**. Belo Horizonte: Conservação Internacional, 2009.

GOUVEIA, R. G. L.; GAVANIN, E. A. S.; NEVES, S. M. A. S. Aplicação do índice de transformação antrópica na análise multitemporal da Bacia do Córrego do Bezerro Vermelho em Tangará da Serra MT. **Revista Árvore**, v.37, n.6, p.1045-1054, 2013.

- GUEDES, J. C. F. **Comparação de índices de vegetação no mapeamento da cobertura da terra no semiárido: estudo de caso do município de Martins/RN.** 2016. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2016. 87 f.
- GUEDES, J. C. F; SILVA, S. M. P. Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação: princípios físicos, sensores e métodos. **Acta Geográfica**, v. 12, n. 29, p. 127-144, Boa Vista, 2018.
- GUHA, S; GOVIL, H; DEY, A; GILL, N. Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy. **European Journal of Remote Sensing**, v. 51, 2018.
- HANQIU, X. Extraction of Urban Built-up Land Features from Landsat Imagery Using a Thematic Oriented Index Combination Technique. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 1381-1391, 2007.
- HOFFMANN, G. P; BLANK, M. M; AMARAL, L. C. M; NANNI, A. S; OSAKO, L. S. Adequação do Software livre de sistema de informações geográficas QGis ao público brasileiro. **Revista Eletrônica de Extensão**, v. 15, n. 31, p. 144-153, 2018.
- HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 53-70, 1988.
- JACOBI, P. Educação ambiental, cidadania e sustentabilidade. **Caderno de Pesquisa**, n. 118, p. 189-205, março/2003.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** 2 ed. São José dos Campos-SP: Parêntese, 2009.
- LEITE, A. C. S. **Análise térmica temporal e influência urbana utilizando índices espectrais e parâmetros biofísicos por sensoriamento remoto.** 2018. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018. 114 f.
- LEITE, A. C. S; BEZERRA, U. A; OLIVEIRA, L. M. M. Comportamento do Albedo e NDVI no Núcleo de Desertificação de Gilbués – Piauí (Brasil), usando imagens do satélite Landsat. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**, v. 7, n. 2, p. 19-28, 2019.
- LEITE, A. C. S; OLIVEIRA, L. M. M; BEZERRA, U. A; ALMEIDA, D. N. O; CANDEIAS, A. L. B; TAVARES JÚNIOR, J. R. Comparison of methods of Humidity processing in the Irrigated Perimeter Nico Coelho, Northeast of Brazil. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 7, n. 6, p. 315-323, 2017
- LI, K; CHEN, Y. A generic algorithm-based urban cluster automatic threshold method by combining VIIRS DNB, NDVI and NDBI to monitor urbanization. **Remote Sensing**, v. 10, n. 2, 2018.

LI, W; DU, Z; LING, F; ZHOU, D; WANG, H; GUI, Y; SUN, B; ZHANG, X. A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM+ and ALI. **Remote Sensing**, v. 5, p. 5530-5549, 2013.

LIMA, A. M. T. ATAÍDES, A. G. de.; SOUZA, E. P. B. de.; SEIBERT, C. S.; MUCARI, T.. Área de (des) proteção ambiental Serra do Lajedo – TO: Degradação ambiental identificada por análise de cobertura vegetal e crimes registrados no período de 2001 a 2016. **Gaia Scientia**, v. 12, n.1 p. 259-272, 2018.

LIRA, D. B. O ambiente e as memórias dos índios xukuru sobre o Ipojuca e a barragem pão de açúcar. **Revista Crítica Histórica**, ano II, n. 4, dez/2011.

MACAROF, P; STATESCU, F. Comparasion of NDBI as indicator of surface urban heat island. effect in Landsat 8 imagery: a case study of Iasi. **Present Environment and Sustainable Development**, v. 11, n. 2, 2017.

MACHADO, C. C. C; GALVÍNCIO, J. D; OLIVEIRA, T. H. Análise espacial e temporal do IVAS e do Albedo da superfície no município de São José do Sabugi – PB. **Geografia**, v. 36, n. 2, p. 359-369, 2011.

MACIEL, S. J. **Regionalização como estratégia de Desenvolvimento: Política de Desenvolvimento Local de Pernambuco**. 2006. Dissertação (Mestrado em Gestão Pública para o Desenvolvimento do Nordeste), Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006. 185 f.

MAGALHÃES, A. G; MONTENEGRO, A. A. A; ANDRADE, C. W. L; MONTENEGRO, S. M. G. L; FONTES JÚNIOR, R. V. P. Hydrological modeling of an experimental basin in the semiarid region os the Brazilian State of Pernambuco. **Ambiente & Água – An Interdisciplinary Journal of Applied Science**, v. 13, n. 6, 2018.

MAGALHÃES, I. A. L; CARVALHO JÚNIOR, O. A; SANTOS, A. R. Análise comparativa entre técnicas de Sensoriamento Remoto para mensuração da vegetação urbana no município de Alegre, ES. **Revista Cerrados**, v. 15, n. 1, p. 156-177, 2017.

MAGALHÃES, I. A. L; XAVIER, A. C. Caracterização e avaliação das respostas espectrais de alvos no município de Itapemirim, ES, por meio de Sensoriamento Remoto orbital. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 11, n. 03, p. 1010-1025, 2018.

MALIQUI, E; PENEV, P; KELMENDI, F. Creating and analysing the digital terrain model of the slivovo area using QGis software. **Geodesy and Cartography**, v. 43, p. 111-117, 2017.

MARCUSSI, A. B.; BUENO, C. R. P.; MIQUELONI, D. P.; ARRAES; C. L.. Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica. **Caminhos de Geografia - Revista online**, v. 11, p. 41-53, 2010.

MARKHAM, B.L., BARKER, L.L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances. **International. Journal of Remote Sensing**, v. 8, p. 517-523, 1987.

MARQUES, F. J. M. **Utilidade agrônômica dos índices NDVI e NDWI obtidos por imagem dos satélites Sentinel-2: estudos de caso nas culturas de Trigo, Brócolo e Arroz.** 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrônômica), Universidade de Évora, 2018. 91 f.

MARQUES, J. R; FONTANA, D; MELLO, R. W. Estudo da correção entre a temperatura da superfície dos oceanos Atlântico e Pacífico e do NDVI, no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 9, n. 4, 2005.

MATOS, R. BEANINGER, R. Migração e urbanização no Brasil: processo de concentração e desconcentração espacial e o debate recente. **Cadernos do Leste**, Belo Horizonte, ESP. p. 342-386, 2018.

MCFEETERS, S. K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, v.17, N.7, p.1425-1432, 1996.

MEIRELES, M. **Estimativa da evaporação real pelo emprego do algoritmo SEBAL e imagem Landsat 5-TM na Bacia do Acaraú.** 2007. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2007. 89 f.

MENDES, O. R; DANELICHEN, V. H. M; PEREIRA, O. A. Avaliação da temperatura da superfície no Pantanal Mato-grossense por Sensoriamento Remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 12, n. 5, p. 1784-1793, 2019.

MENDONÇA, F; DUBREUIL, V. Termografia de superfície e temperatura do ar na RMC (Região Metropolitana de Curitiba/PR). **Revista RAEGA**, Curitiba, n. 9, p. 25-35, 2005.

MENESES, P. R. Princípios do Sensoriamento Remoto. *In*: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. (Orgs). **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília, 2012.

MENEZES, J. A. L.; SANTOS, T. E. M. dos.; MONTENEGRO, A. A. de A.; SILVA, J. R. L. da.. Comportamento temporal da umidade do solo sob Caatinga e solo descoberto na Bacia Experimental do Jatobá, Pernambuco. **Water Resources and Irrigation Management**. v. 2, n. 1, p. 45-51, Jan-Abril, Campina Grande-PB, 2013.

MOREIRA, E. B. M. **Variação espacial e multitemporal das temperaturas da superfície na cidade do Recife.** 2009. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2009. 98 f.

MOREIRA, J. L; AMORIM, M. C. C. T. O clima urbano de Penápolis-SP através da temperatura da superfície e de índices radiométricos. **Geosaberes**, v. 6, n. 3, p. 190-202, 2015.

MOREIRA, J. N.; LIRA, M. de A.; SANTOS, M. V. F. dos S.; FERREIRA, M. de A.; ARAÚJO, G. G. L. de.; FERREIRA, R. L. C. F.; SILVA, G. C da.. Caracterização da

vegetação da Caatinga e da dieta de novilhos no Sertão de Pernambuco. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, vol. 41, n. 11, p. 1643-1651, nov/2006.

NÓBREGA, R. S; SANTIAGO, G. A. C. F. Tendência da Temperatura na Superfície do Mar nos Oceanos Atlântico e Pacífico e Variabilidade de Precipitação em Pernambuco. **Mercator – Revista da Geografia da UFC**, v. 13, n. 1, 2014, p. 107-118, Fortaleza, Brasil.

NOOA – National Oceanic and Atmospheric Administration. Climate Prediction Center - 2019. **Historical El Nino/La Nina episodes (1950-2019)**. Disponível em: https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php. Acesso em: 30 abr. 2019.

NOVO, E. M. L. M; PONZONI, F. J. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Divisão de Sensoriamento Remoto, 2001. Disponível em: http://www.agro.unitau.br/sensor_remoto/apofla.pdf . Acesso em: 03 jun. 2019.

OLIVEIRA, J. S. S. **Índices de vegetação (NDVI, IVAS, IAF, NDWI) como subsídio à gestão do uso e ocupação do solo na zona de amortecimento da reserva biológica de Saltinho, Pernambuco**. 2013. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal de Pernambuco, 2013, 91 f.

OLIVEIRA, R. A. **Aspectos morfofisiológicos de espécies forrageiras da caatinga sob adubação fosfatada e pastejo**. 2015. Dissertação. (Mestrado em Zootecnia) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2015. 92p.

OLIVEIRA, T. H; MACHADO, C.C. C; SILVA, J. S; GALVÍNCIO, J. D; PIMENTEL, R. M. M; SILVA, B. B. Índice de umidade (NDWI) e análise espaço-temporal do Albedo da Superfície da Bacia Hidrográfica do Moxotó-PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 3, p. 55-69, 2010.

OLIVEIRA, W. S. N. **Identificação de possíveis áreas afetadas por sais no perímetro irrigado de São Gonçalo por meio de Sensoriamento Remoto**. 2018. Dissertação (Mestrado em Sistemas Agroindustriais). Universidade Federal de Campina Grande, Pombal-PB, 2018. 89 p.

PAN, J; LI, T. Extracting desertification from Landsat TM imagery based on spectral mixture analysis and albedo vegetation feature space. **Nat Hazards**, v. 68, p. 915-927, 2013.

PAVÃO, V. M; QUERINO, C. A. S; BENEDITTI, C. A; PAVÃO, L; QUERINO, J. K. A. S; MACHADO, N. G. Temperatura e Albedo da Superfície por imagens TM Landsat 5 em diferentes usos do solo no sudoeste da Amazônia brasileira. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 16, 2015.

PEREIRA, G. MORAES, C. E; ARAI, E. OLIVEIRA, L.G.L. Estudo preliminar da estimativa da reflectância e albedo de microssistema pantaneiros a partir de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 59, p. 55-61, 2007.

PEREIRA, L. E; AMORIM, G; GRIGIO, A. M; PARANHOS FILHO, A. C. Análise comparativa entre métodos de Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) em área úmida continental. **Anuário do Instituto de Geociências** – UFRJ, v. 41, n.2, 2018.

PERNAMBUCO, Agência Pernambucana de águas e clima. **Bacias Hidrográficas – Bacia do Rio Ipanema**. Disponível em: http://www.apac.pe.gov.br/pagina.php?page_id=5&subpage_id=16. Acesso em: 04 out. 2018.

PERNAMBUCO, Agência Pernambucana de Águas e Clima. **Monitoramento Pluviométrico**. Disponível em: <http://www.apac.pe.gov.br/meteorologia/monitoramento-pluvio.php#>. Acesso em: 27 set. 2018.

PERNAMBUCO. Prefeitura Municipal de Pesqueira. **História do município**. Disponível em: <https://pesqueira.pe.gov.br/>. Acesso em: 16 jul. 2018.

PERNAMBUCO. Secretaria de Recursos Hídricos e Energéticos. **Bacia do Ipojuca – Volume I: Recursos Hídricos**, 2019. Disponível em: http://www.sirh.srh.pe.gov.br/hidroambiental/bacia_ipojuca/index.php/tomo1/recursos_hidricos. Acesso em: 29 jul. 2019.

PRINA, B. Z; TRENTIN, R. Análise da Temperatura da Superfície por meio de imagens Landsat-8: estudo de caso para o município de Jaguari/RS/Brasil. **Revista Formação (Online)**, v. 3, n. 23, p. 264-285, 2016.

RASUL, G; IBRAHIM, F. Urban land use land cover changes and their effect on land surface temperature: case study using Dohuk city in the Kurdistan Region of Iraq. **Climate**, v. 5, n. 1, 2017.

REDDY, S.J. Climatic classification: The semiarid tropics and its environment - A review. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 18, p.823-847, 1983.

RIBEIRO, B. M. G; FONSECA, L. M. G; KUX, H. J. H. Mapeamento da cobertura do solo urbano utilizando imagens Worldview-II e o sistema Interimage. **Revista Brasileira de Cartografia**, ed. esp., n. 63, 2011.

RIBEIRO, E. P; NOBREGA, R. S; MOTA FILHO, F. O; MOREIRA, E. B. M. Estimativa dos índices de vegetação na detecção de mudanças ambientais na bacia hidrográfica do rio Pajeú. **Geosul**, Florianópolis, v. 31, n. 62, p. 59-92, jul/ago, 2016.

RIBEIRO, G. A; SILVA, J. N. C; SILVA, J. B. Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (IVAS): estado da arte e suas potencialidades. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 6, p. 2054-2074, 2016.

RISHMAWI, K; PRINCE, S. D; XUE, Y. Vegetation responses to climate variability in the northern arid to sub-humid zones of sub-Saharan Africa. **Remote Sensing**, v. 8, 2016.

RODRIGUES, A. M. **Produção e consumo do e no espaço** – Problemática ambiental urbana. Hucitec, 1998. 239 p.

RODRIGUES, P. C. G.; CHAGAS, M. das G. S. das. Ecologia dos brejos de altitude do Agreste pernambucano. **Revista de Geografia**, v. 25, n. 3, set/dez, Recife-PE, 2008.

RODRIGUEZ, J. M. M.; SILVA, E. V. da; CAVALCANTI, A. P. B. **Geoecologia das paisagens: uma visão geossistêmica da análise ambiental**. 2 ed. Fortaleza: Universidade Federal do Ceará/Banco do Nordeste, 2007. 222p.

ROUSE, J. W; HAAS, R. H; SCHELL, J. A; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Third ERTS Symposium**, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317, 1973.

SALGUEIRO, J. H. P. B. **Avaliação de rede pluviométrica e análise de variabilidade espacial da precipitação: estudo de caso na Bacia do Rio Ipojuca em Pernambuco**. 2005. Dissertação (Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos), Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2005, 141 f.

SAMPAIO, E.V.S.B. Caracterização da caatinga e fatores ambientais que afetam a ecologia das plantas lenhosas. *In*: SALES V.C. (Ed.). **Ecossistemas brasileiros: manejo e conservação**. Fortaleza: Expressão Gráfica e Editora, 2003.

SANTOS, E. G; SANTOS, C. A. C; BEZERRA, B. G; NASCIMENTO, F. C. A. Análise dos parâmetros ambientais do núcleo de desertificação de Irauçuba – CE usando imagens de satélite. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 7, n. 5, p. 915-926, 2014.

SANTOS, F. A.; AQUINO, C. M. S. Análise da dinâmica do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), dos aspectos econômicos e suas relações com a desertificação/degradação ambiental em Castelo do Piauí, Piauí, Brasil. **Revista Electrónica de Investigação e Desenvolvimento**, n. 4, p. 2-17, 2015

SANTOS, M. **A urbanização brasileira**. São Paulo: Hucitec, 1993. 157 p.

SANTOS, M. N; ALVES, L. E. R; DE FREITAS, I. G. F; SILVA, E. F; GOMES, H. B. Estimativa do Albedo comparando metodologias de correção atmosférica em áreas de cana-de-açúcar e cerrado na bacia do rio Mogi Guaçu-SP. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 6, p. 1943-1955, 2016.

SANTOS, T. C. **Avaliação do desempenho de índices espectrais na identificação de áreas desertificadas**. 2017. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2017. 244f.

SANTOS, T. E. M. **Dinâmica espacial e temporal da umidade do solo em bacia experimental do semiárido pernambucano**. 2010. Tese (Doutorado em Ciência do Solo). Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2010. 68 f.

SILVA, A. N. **A expansão urbana como agente de transformações ambientais no município de Paripueira-AL**. 2019. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife – PE, 2019, 88 f.

SILVA, B. B. da.; BRAGA, A. C.; OLIVEIRA, L. M. M. de.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; BARBOSA JÚNIOR, B. Procedures for calculation of the albedo with OLI-Landsat 8 images: application to the Brazilian semi-arid. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v. 20, n. 1, p. 3-8, 2016.

SILVA, D. V. S; CRUZ, C. B. Tipologias de Caatinga: uma revisão em apoio a mapeamento através de Sensoriamento Remoto orbital e GEOBIA. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 35, p. 2236-2878, 2018.

SILVA, F. L. M., CORRÊA, A. C. B. Relações entre geossistemas e uso da terra em microbacia hidrográfica semi-árida: o caso do riacho Gravatá/Pesqueira-PE. **Revista de Geografia**. v. 24, n. 1, jan-abril, Recife-PE, 2007.

SILVA, F. M; COSTA JÚNIOR, N. P; LIMA, Z. C. Avaliação microclimática de Natal/RN através de técnicas de sensoriamento remoto: uma contribuição aos estudos do clima urbano. **Sociedade e Território**, v. 26, n. 2, p. 163-180, 2014.

SILVA, I. F. NÓBREGA, R. S. GALVÍNICIO, J. D. Impacto das mudanças climáticas nas respostas hidrológicas do Rio Ipojuca (PE) – Parte 2: Cenários de aumento de temperatura. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 2, n. 2, p. 19-30. Maio/ago, 2009.

SILVA, J. F; MACHADO, J; ANDRADE, J. S C. O; WANDERLEY, R. A. Diagnóstico climático e potencial agrícola da microrregião Vale do Ipojuca através de modelagem digital do terreno. **Revista Geama**, v. 1, n. 1, Recife-PE, 2015.

SILVA, J. L. C. VIDAL, C. A. S.; BARROS, L. M. FREITA, F. R. V.. Aspectos da degradação ambiental no Nordeste do Brasil. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 7, n. 2, p. 180-191, abr/jun, Florianópolis, 2018.

SILVA, J. S. **Análise multitemporal do uso e ocupação da terra e identificação de ilhas de calor no município de Paço Lumiar (MA)**. 2016. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental). Universidade Federal da Paraíba – João Pessoa, 2016.

SILVA, L. A. P; LEITE, M. R; MAGALHÃES FILHO, R. Geotecnologias aplicadas ao mapeamento da evolução geográfica dos sistemas de usos da terra da bacia do Rio Jatobá. **Geotemas**, v. 7, n. 2, p. 93-108, 2017.

SONG, J; DU, S; FENG, X; GUO, L. The relationship between landscape compositions and land surface temperature: Quantifying their resolution sensitivity with spatial regression models. **Landscape and Urban Planning**, 123, 145-157, 2014.

SOUSA, S. B; FERREIRA JÚNIOR, L. G. Relação entre temperatura da superfície terrestre, índices espectrais e classes de cobertura da terra no município de Goiânia-GO. **Revista Raega**, v. 26, p. 75-99, 2012.

SOUZA, G. F; GUTIERREZ, L. A. R; BARBASSA, A.P; PEREIRA, L. E; CÂNDIDO, A. K. A. A; MARCATO JÚNIOR, J; OLIVEIRA, J. R. S; PARANHOS FILHO, A. C. Uso de diferentes sensores de satélites na discriminação de alvos naturais. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 39, p. 13-22, 2016.

SZABÓ, S; GÁCSI, Z; BALÁZS, B. Specific features of NDVI, NDWI and MNDWI as reflected in land cover categories. **Landscape & Environment**, v. 10(3-4), p. 194-202, 2016.

TEXEIRA, C. M. B. **Comportamento e integração de indicadores espectrais da desertificação**. 2018. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018. 152 f.

USGS. United States Geologic Survey, 2016. **Catálogo USGS**. Disponível: <https://earthexplorer.usgs.gov/> Acesso: 19 set. 2018.

VALE, J. R. B. BORDALO, C. A. Análise multitemporal do uso da terra e da cobertura vegetal entre 1985 e 2015 na bacia hidrográfica do Rio Apeú, Nordeste paraense. **Revista Geoamazônica**, v. 5, n. 10, p. 23-40, 2017.

VALENTE, S. **Sensoriamento Remoto no estudo de ocupação irregular em faixa de servidão de linha de transmissão de energia elétrica**. 2015. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

WATERS, R; ALLEN, R; TASUMI, M; TREZZA, R. **SEBAL – Surface Energy Balance Algorithms for Land** – Advanced Training and Users Manual. British Columbia: Waters Consulting, 98p, 2002.

YILDIZ, N. D. KAPLAN, G.; AVDAN, U.I. Urban heat island analysis using the landsat 8 satellite data: a case study in Fethiye, **Turkey. 7th Global Conference**, v. 1, ed. 1, june, 2018.

ZHA, Y; GAO, J. NI, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban from TM imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 3, p. 583-659, 2003.

ZHOU, Y; ZHAO, H; HAO, H; WANG, C. A new multi-spectral threshold normalized difference water index (MST-NDWI) water extraction method – a case study in Yanhe watershed. International Archives of the Photogrammetry. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 42, n. 3, Beijing, China, 2018.